



VYSOKÉ UČENÍ TECHNICKÉ V BRNĚ

BRNO UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

FAKULTA PODNIKATELSKÁ

FACULTY OF BUSINESS AND MANAGEMENT

ÚSTAV EKONOMIKY

INSTITUTE OF ECONOMICS

**SOUČASNÁ EFEKTIVNOST BANKROTNÍCH MODELŮ V
PROSTŘEDÍ STÁTŮ V4**

THE CURRENT EFFECTIVENESS OF BANKRUPTCY PREDICTION MODELS IN THE CONDITIONS OF V4 COUNTRIES

BAKALÁŘSKÁ PRÁCE

BACHELOR'S THESIS

AUTOR PRÁCE

AUTHOR

Aleš Suchánek

VEDOUCÍ PRÁCE

SUPERVISOR

Ing. Michal Karas, Ph.D.

BRNO 2019

Zadání bakalářské práce

Ústav: Ústav ekonomiky
Student: **Aleš Suchánek**
Studijní program: Ekonomika a management
Studijní obor: Ekonomika podniku
Vedoucí práce: **Ing. Michal Karas, Ph.D.**
Akademický rok: 2018/19

Ředitel ústavu Vám v souladu se zákonem č. 111/1998 Sb., o vysokých školách ve znění pozdějších předpisů a se Studijním a zkušebním řádem VUT v Brně zadává bakalářskou práci s názvem:

Současná efektivnost bankrotních modelů v prostředí států V4

Charakteristika problematiky úkolu:

Úvod

Cíl a postup zpracování práce

Teoretická východiska predikce bankrotu a popis testovaných modelů

Popis zkoumaného vzorku podniků a vývoje okolí

Zhodnocení současné efektivnosti vybraných bankrotních modelů na zkoumaném vzorku

Hodnocení významnosti prediktorů zkoumaných modelů

Návrh modifikace zvoleného modelu a zhodnocení modifikace

Shrnutí

Závěr

Seznam použité literatury

Přílohy

Cíle, kterých má být dosaženo:

Cílem práce je testovat rozlišovací schopnost 5 vybraných bankrotních modelů na datech vybraného odvětví podniků ČR, zhodnotit jejich přesnost a identifikovat, analýzou proměnných daných modelů, na jednorozměrné úrovni významné prediktory bankrotu a navrhnout modifikaci zvoleného modelu, včetně jejího zhodnocení.

Základní literární prameny:

GISSEL, J. L. and M. D. AKERS. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-Present. Journal of Financial Education. 2007, vol. 33, p. 1-42. ISSN 0093-3961.

NG, S. T., J. M. W. WONG, and J. ZHANG. Applying Z-score model to distinguish insolvent construction companies in China. Habitat International. 2011, vol. 35, no. 4, p. 599-607. ISSN 0197-3975.

OHLSON, J. A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. Journal of Accounting Research. 1980, vol 18, no. 1, p. 109-133. ISSN 1475-679X.

THOMAS, L. C., David B. EDELMAN a Jonathan N. CROOK. Credit scoring and its applications. Philadelphia, PA: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2002. ISBN 978-0898714838.

VIEIRA, E. S., C. PINHO and C. CORREIA. Insolvency prediction in the portuguese construction industry. Marmara Journal of European Studies. 2013, vol. 21, no. 2, p. 143-164. ISSN1301-1359.

Termín odevzdání bakalářské práce je stanoven časovým plánem akademického roku 2018/19

V Brně dne 28.2.2019

L. S.

doc. Ing. Tomáš Meluzín, Ph.D.
ředitel

doc. Ing. et Ing. Stanislav Škapa, Ph.D.
děkan

Abstrakt

Tato bakalářská práce je zaměřena na predikční bankrotní modely, na jejich rozbor a praktické využití. Dále bude provedeno šetření jejich přesnosti zaměřené na evropský trh a budou navrženy změny na zlepšení přesnosti stávajících modelů.

Abstract

This bachelor thesis is focused on bankruptcy prediction models, on their analysis and practical usage. Hereafter investigation of their accuracy, which is focused on European market, will be realized and then will be redesigned to improve the accuracy of existing models.

Klíčová slova

Bankrot, bankrotní model, finanční analýza, finanční tíseň.

Key words

Bankruptcy, bankruptcy model, financial analyst, financial distress.

Bibliografická citace

SUCHÁNEK, Aleš. *Současná efektivnost bankrotních modelů v prostředí států V4* [online]. Brno, 2019 [cit. 2019-05-12]. Dostupné z: <https://www.vutbr.cz/studenti/zav-prace/detail/119879>. Bakalářská práce. Vysoké učení technické v Brně, Fakulta podnikatelská, Ústav ekonomiky. Vedoucí práce Michal Karas.

Čestné prohlášení

Prohlašuji, že předložená bakalářská práce je původní a zpracoval jsem ji samostatně. Prohlašuji, že citace použitých pramenů je úplná, že jsem ve své práci neporušila autorská práva (ve smyslu Zákona č. 121/2000 Sb., o právu autorském a právech souvisejících s právem autorským).

V Brně dne 10. května 2019

.....
Podpis studenta

Touto cestou bych rád poděkoval vedoucímu této práce, panu Ing. Michalu Karasovi, Ph.D. za vstřícnost, cenné rady a trpělivost. Poděkování také patří mé přítelkyni za podporu.

OBSAH

CÍLE PRÁCE, METODY A POSTUPY ZPRACOVÁNÍ	- 11 -
1 TEORETICKÁ VÝCHODISKA PREDIKCE BANKROTU A POPIS ZVOLENÝCH BANKROTNÍCH MODELŮ	- 12 -
1.1 BANKROT	- 12 -
1.1.1 Vymezení pojmu bankrot	- 12 -
1.1.2 Původ pojmu bankrot	- 14 -
1.1.3 Historie bankrotu	- 14 -
1.2 VYMEZENÍ POJMU MODEL	- 15 -
1.2.1 Bankrotní model	- 15 -
1.2.2 Vývoj bankrotních modelů	- 16 -
1.3 BANKROTNÍ MODEL Y - SOUČÁST FINANČNÍ ANALÝZY	- 18 -
1.3.1 Přístupy k ekonomickým procesům	- 18 -
1.3.2 Finanční analýza	- 19 -
1.3.3 Zdroje informací pro finanční analýzu	- 20 -
1.3.4 Metody analýzy	- 20 -
1.4 OMEZENÍ MODELŮ	- 22 -
1.5 ROC KŘIVKA	- 23 -
1.6 VYBRANÉ BANKROTNÍ MODEL Y A JEJICH STRUKTURA	- 26 -
1.6.1 Model autorů: S. Thomas Ng, M. W. Wong, Jiajie Zhang	- 26 -
1.6.2 Modely autorů: Elisabete S. Vieira, Carlos Phino, Carla Correia	- 27 -
1.6.3 Klasifikační strom autorů: Leonardo Di Marco, Luciano Nieddu	- 29 -
1.7 VÝVOJ MAKROEKONOMICKÉ SITUACE STÁTŮ VISEGRÁDSKÉ SKUPINY	- 31 -
1.8 STAVEBNÍ PRŮMYSL	- 32 -
1.8.1 Inženýrské stavitelství	- 32 -
1.8.2 Pozemní stavitelství	- 33 -
1.8.3 Speciální stavby	- 33 -
1.8.4 Vývoj stavebnictví Visegrádské skupiny	- 33 -
2 TESTOVÁNÍ EFEKTIVNOSTI BANKROTNÍ MODELŮ NA VYBRÁNÉM VZORKU PODNIKŮ	- 36 -
2.1 ZHODNOCENÍ EFEKTIVNOSTI MODELU Z-SKÓRE	- 36 -
2.2 ZHODNOCENÍ EFEKTIVNOSTI LINEÁRNÍHO PRAVDĚPODOBNOSTNÍHO MODELU	- 40 -
2.3 ZHODNOCENÍ EFEKTIVNOSTI LOGIT MODELU	- 44 -
2.4 ZHODNOCENÍ EFEKTIVNOSTI PROBIT MODELU	- 48 -

2.5	ZHODNOCENÍ EFEKTIVNOSTI KLASIFIKAČNÍHO STROMU	- 52 -
2.6	TESTOVÁNÍ PREDIKTORŮ BANKROTU	- 55 -
2.7	ROC KŘIVKY TESTOVANÝCH MODELŮ.....	- 57 -
2.7.1	<i>ROC křivky pro podniky České republiky</i>	<i>- 58 -</i>
2.7.2	<i>ROC křivky pro podniky Slovenské republiky</i>	<i>- 61 -</i>
2.7.3	<i>ROC křivky pro podniky Polské republiky</i>	<i>- 64 -</i>
2.7.4	<i>ROC křivky pro podniky Maďarské republiky</i>	<i>- 67 -</i>
3	NÁVRH MODIFIKACE ZVOLENÉHO MODELU.....	- 70 -
3.1	NÁVRH ŠEDÉ ZÓNY	- 70 -
3.2	PŘEPOČET KONSTANT VYBRANÉHO MODELU	- 74 -
	ZÁVĚR.....	- 77 -
	ZDROJE	- 79 -
	SEZNAM ZKRATEK.....	- 83 -
	SEZNAM TABULEK.....	- 84 -
	SEZNAM OBRÁZKŮ	- 87 -
	SEZNAM GRAFŮ	- 88 -
	SEZNAM ROVNIC	- 90 -

ÚVOD

Tato bakalářská práce je zaměřena na využití a přesnost bankrotních modelů v ekonomickém prostředí Visegrádské skupiny, jinak také známé jako státy V4, se zaměřením na konkrétní odvětví, a to stavební průmysl. Predikce bankrotu v tomto odvětví je velmi specifická, protože stavební společnosti ve velké míře využívají outsourcingu na jiné společnosti, což se také znatelně projevuje v rozvaze, díky tomu totiž nevlastní velké množství stálých aktiv, ale přitom operují s velkým kapitálem. Použití modelů na jednotlivá odvětví s sebou nese úskalí, a to taková, že model byl vytvořen pro jiné odvětví, nebo byl vytvořen před dlouho dobou. Je všeobecně známo, že bankrotní modely časem ztrácí svoji přesnost, kvůli tomu se stále zabýváme jejich výzkumem a snahou o jejich zlepšení. Zlepšení přesnosti vybraných bankrotních modelů bude cílem i této bakalářské práce.

Stavebnictví aktuálně zažívá velký vzrůst díky rostoucí poptávce po výstavbě nových bytových domů, a to obzvlášť v České republice. S tímto rostoucím trendem vzniká spousta nových firem, u kterých je nutno zajistit, aby dostály svým závazkům. Proto je nutné, aby před zadáním projektu stavebnímu subjektu byla provedena finanční analýza, jejíž součástí jsou i bankrotní modely, abychom mohli posoudit, zda je subjekt schopný dostát svých závazků vyplývajících z ujednání smluv mezi zadavatelem a subjektem.

Bankrotní modely díky matematicko-statistickým metodám udávají koeficient, který určuje, zda se podnik¹ schyluje k bankrotu, nebo je považován za finančně zdravý. Snaha o vytvoření takového modelu je datována už od poloviny dvacátého století ve Spojených státech amerických. Zde se začaly objevovat první studie zaměřené na předvídání bankrotu pomocí soustav poměrových ukazatelů. S postupem času a novými poznatky se tyto modely vyvíjely až do komplexních počítačových algoritmů, které jsou dnes nedílnou součástí finanční analýzy.

¹ Podnik je myšleno ve smyslu finanční teorie, po vstupu v platnost zákona § 502 Obchodní zákoník.

CÍLE PRÁCE, METODY A POSTUPY ZPRACOVÁNÍ

Cílem práce je testovat rozlišovací schopnost 5 vybraných bankrotních modelů na datech vybraného odvětví podniků Visegrádské skupiny, zhodnotit jejich přesnost a identifikovat, analýzou proměnných daných modelů, na jednorozměrné úrovni významné prediktory bankrotu. A navrhnout modifikaci zvoleného modelu, včetně jejího zhodnocení.

Při zpracování této bakalářské práce byly použity tyto postupy:²

- Literární rešerše – na základě dostupné literatury je vytvořen aktuální pohled na vybranou problematiku – použito v kapitole teoretická východiska;
- Analýza – rozbor částí zkoumaného předmětu, podrobné poznání jednotlivých jevů, které napomáhá odhalit fungování daného předmětu – použito v kapitole vybrané bankrotní modely;
- Srovnání – porovnání dvou a více různých objektů – použito v kapitole vybrané bankrotní modely;
- Matematicko-statistické metody – použita logistická regresní analýza;
- Modelování – použito u přetváření stávajícího modelu.

²ZEMAN, K. Metodika pro psaní bakalářských a diplomových prací na Národohospodářské fakultě Vysoké školy ekonomické v Praze. [online].

1 TEORETICKÁ VÝCHODISKA PREDIKCE BANKROTU A POPIS ZVOLENÝCH BANKROTNÍCH MODELŮ

V této části bakalářské práce budou vysvětleny základní pojmy spojené s bankrotními modely.

1.1 Bankrot

Tato kapitola je zaměřena na vymezení definice pojmů bankrot a jeho historický vývoj.

1.1.1 Vymezení pojmu bankrot

Bankrot společnosti nastává ze dvou odlišných, přesto propojených důvodů – ekonomické selhání nebo finanční tíseň. Ekonomické selhání představuje zásadní problém v nastaveném modelu podniku, jeho produkty nebo služby nejsou jednoduše konkurenceschopné na trhu, nebo podnik není schopen efektivně využít svá aktiva k dosažení zisku. Finanční tíseň nastává tehdy, kdy podnik nedokáže plnit své závazky, protože jeho příjmy nejsou dostatečně vysoké, tento jev je příznakem nevhodného rozložení kapitálové struktury.³

Bankrot není v české legislativě definován. Za bankrot lze tedy považovat úpadek, kterým se zabývá insolvenční zákon. Dále tento zákon upravuje řešení hrozícího úpadku, soudní řízení některým z vybraných způsobů tak, aby došlo k co nejvyšší satisfakci věřitelů a v neposlední řadě oddlužení dlužníka.⁴

„(1) Dlužník je v úpadku, jestliže má:

a) více věřitelů a

b) peněžité závazky po dobu delší 30 dnů po lhůtě splatnosti a

c) tyto závazky není schopen plnit“⁵

Dlužník je v platební neschopnosti, jestliže neplatí podstatnou část svých dluhů, nebo neplatí dluhy po dobu 3 měsíců po splatnosti, nebo není možné dosáhnout plnění pomocí

³ FOLEY L., Rachel. Origin Of The Word Bankruptcy.

⁴ Zákon 182/2006 Sb., Insolvenční zákon §3.

⁵ Zákon č. 182/2006 Sb., insolvenční zákon, §3 (1)

výkonného rozhodnutí či exekuci, anebo nesplnil uloženou povinnost od insolvenčního soudu předložit seznamy, které jsou uvedené v §104.⁶

V úpadku je i dlužník, který je podnikatelem, má více věřitelů a souhrn všech jeho pohledávek (nejen splatných) převyšuje hodnotu jeho majetku (při stanovení hodnoty se bere v potaz i další správa jeho majetku, případně provoz dalšího podniku), tento jev se nazývá předlužení. Zákon umožňuje dlužníkovi reagovat už v době, kdy se dá předpokládat úpadek, tato situace může nastat za odůvodněného předpokladu, že dlužník nebude schopen uspokojit včas podstatnou část pohledávek, jedná se o tzv. hrozící úpadek. V tomto případě může podat insolvenční návrh pouze dlužník.⁷

Jako jeden ze způsobů řešení úpadku je konkurs. Tento způsob je využíván nejčastěji, v zákoně je definován takto: „*Konkurs je způsob řešení úpadku spočívající v tom, že na základě rozhodnutí o prohlášení konkursu jsou zjištěné pohledávky věřitelů zásadně poměrně uspokojeny z výnosu zpeněžení majetkové podstaty s tím, že neuspokojené pohledávky nebo jejich části nezanikají, pokud zákon nestanoví jinak.*“⁸

Další ze způsobů řešení úpadku je reorganizace, která je podle zákona definována: „*Reorganizací se rozumí zpravidla postupné uspokojování pohledávek věřitelů při zachování provozu dlužnickova podniku, zajištěné opatřeními k ozdravení hospodaření tohoto podniku podle insolvenčním soudem schváleného reorganizačního plánu s průběžnou kontrolou jeho plnění ze strany věřitelů.*“⁹

Insolvenci lze řešit také oddlužením. „*Dlužník může insolvenčnímu soudu navrhnout, aby jeho úpadek nebo jeho hrozící úpadek řešil oddlužením, jde-li o*

a) právnickou osobu, která podle zákona není považována za podnikatele a současně nemá dluhy z podnikání, nebo

b) fyzickou osobu, která nemá dluhy z podnikání.“¹⁰

⁶ Zákon 182/2006 Sb., Insolvenční zákon §3.

⁷ Tamtéž.

⁸ Zákon 182/2006 Sb., Insolvenční zákon §244.

⁹ Zákon 182/2006 Sb., Insolvenční zákon §316.

¹⁰ Zákon 182/2006 Sb., Insolvenční zákon §389.

Dluhy z podnikání nebrání oddlužení v případě, že s tím souhlasí věřitel, o jehož pohledávku jde, nebo jde o pohledávku zajištěného věřitele, dále pokud soud zrušil konkurs na majetek dlužníka, ve kterém zůstaly neuspokojené pohledávky.¹¹

1.1.2 Původ pojmu bankrot

Nejvíce uznávaná teorie o vzniku pojmu bankrot (bankruptcy) říká, že se jedná o odvození latinských slov „bancus“ (stůl) a „ruptus“ (zlomený). Na počátku 18. století se obchodníci setkávali na veřejných místech jako je tržiště. Zde obchodníci prodávali své zboží nebo služby na stolech či lavičkách. Když obchodník nebyl schopen dále podnikat, jeho stůl nebo lavička, byly rozbity jako symbol, že už není mezi obchodníky vítán.¹²

1.1.3 Historie bankrotu

Ochrana věřitele před insolvencí dlužníka je předmětem právní úpravy už od nepaměti, proto bankrot a konkurzní řízení, tak jak je známe dnes, mají za sebou dlouhý vývoj zvyků a později zákonů. Ale stále se nejednalo o konkurzní řízení, jak jej známe dnes, protože uspokojení pohledávek u starých kultur mělo soukromý charakter a bylo nezávislé na veřejné moci.¹³

Nejlepším příkladem vývoje konkurzního řízení je Římské právo, protože se stalo jedinečným fenoménem středověkého právního života a je základem pro moderní insolvenční zákony jaké známe dnes. Situace, kdy dlužník měl více než jednoho věřitele, byly v té době běžné. V počátcích byl konflikt zájmů vyřešen poměrně násilnou cestou, ale v souladu s tehdejšími společenskými podmínkami a to tak, že řízení bylo vedeno na dlužníka, a ne na jeho majetek, což znamená, že dlužník se stal otrokem věřitele, který s ním mohl zacházet podle svého uvážení. Nebylo neobvyklé, že dlužník byl rozřezán na tolik kusů, kolik bylo věřitelů. S postupem času se ale Římské právo vyvinulo tak, že věřitel měl povinnost držet svého dlužníka u sebe doma po dobu šedesáti dnů a pokud nebyly stále uspokojeny jeho pohledávky, tak poté mohl být dlužník prodán do otroctví. S příchodem

¹¹ Zákon 182/2006 Sb., Insolvenční zákon §389.

¹² FOLEY L., Rachel. Origin Of The Word Bankruptcy.

¹³ VĚLYVIS, Stasys. *ORIGIN OF BANKRUPTCY PROCEDURE IN ROMAN LAW* [online].

chudoby Plebejců v Římě musely být omezeny svévolné kroky věřitelů. Toto období je spojeno s přechodem vymáhání pohledávek z osoby dlužníka na jeho majetek.¹⁴

V České republice má právní úprava o úpadku dlouhou tradici. Od roku 1781 úpadek a konkurzní vyrovnání upravuje Josefínský konkurzní řád, který sloužil Rakousko-Uherskému mocnářství 87 let. Tedy v roce 1868 byl Josefínský konkurzní řád vylepšen, tento řád vydržel pouze 46 let, poté byl zcela nahrazen zákonem č. 64/1931 kvůli nastupující depresi, který sloužil republice až do nástupu komunistů. Je jasné, že v tomto hospodářském světě nebyl prostor pro konkurz a vyrovnání, což mělo za následek, že zákon z roku 1931 byl bez náhrady zrušen. Následovalo 41 let kdy si ekonomika vystačila se zákony, kde jejich smysl a obsah byl jiný než u původních insolvenčních zákonů, tímto byla přerušena kontinuita vývoje insolvence v České republice. V roce 1991 při konstrukci nového insolvenčního zákona se stal hlavní inspirací zákon z roku 1931.¹⁵

1.2 Vymezení pojmu model

Původně byl model využíván ve stavitelství, kde vyjadřoval proporce stavby. S rozvojem kybernetiky, teorie modelů a modelování nabyl uplatnění i v jiných oborech. Pojem model je velice mnohoznačný, ale přesto jej můžeme definovat jako formu zjednodušeného vyobrazení zkoumaného úseku reality.¹⁶

Při tvorbě modelu (modelování) postupujeme podle pravidel a procesů, které umožňují napodobovat realitu. Teorie připouští, že ne vždy se musí jednat o objektivní zobrazení reality, ale jen o její určitou idealizaci. Jsou případy, kdy je efektivnější pracovat s modelem, protože lépe chápeme jeho podstatu a pravidla chování.¹⁷

1.2.1 Bankrotní model

Bankrotní modely spadají do soustavy účelově vybraných ukazatelů, do této skupiny také patří bonitní modely. Mezi těmito pojmy neexistuje jasná hranice, která by je přesně rozlišila,

¹⁴VĚLYVIS, Stasys a Vilija MIKUCKIENĚ. ORIGIN OF BANKRUPTCY PROCEDURE IN ROMAN LAW.

¹⁵ KISLINGEROVÁ, Eva. *Inovace nástrojů ekonomiky a managementu organizací*.

¹⁶ *Modely a modelování* [online]. Dostupné z: https://homel.vsb.cz/~bri10/Teaching/Statistika%20II/skriptum/1_Modely_a_modelovani.PDF.

¹⁷ *Modely a modelování* [online]. Dostupné z: https://homel.vsb.cz/~bri10/Teaching/Statistika%20II/skriptum/1_Modely_a_modelovani.PDF.

protože obě skupiny těchto modelů se zabývají charakterizováním firmy číselným koeficientem, na jehož výsledku hodnotí finanční zdraví firmy.¹⁸

Bonitní modely šetří, zda je podnik finančně zdravý, přičemž bankrotní modely mají za úkol podávat informace, zda podnik ohrožuje možný bankrot.¹⁹

Bankrotní modely, jinak také známé jako systém včasného varování nebo predikční modely, jsou založeny na sledování odchylek určitých ukazatelů – některé rostou, ale měly by klesat a obráceně. Díky sledování těchto odchylek zjišťují vykazované symptomy typickými pro bankrot, poměrně dlouhou dobu před úpadkem firmy, nebo jiného způsobu odchodu z trhu, nejčastěji se jedná o problémy s běžnou likviditou a čistým pracovním kapitálem.²⁰

1.2.2 Vývoj bankrotních modelů

Bankrot se jako první pokusil předpovědět P. J. Fitzpatrick (1932), který ve své studii zkoumal devatenáct bankrotních a nebankrotních firem, které hodnotil 13 poměrovými ukazateli. Mezi hodnotami bankrotního a nebankrotního subjektu objevil značné rozdíly.^{21 22 23}

Touto problematikou se také zabývali Smith a Winakor (1935), kteří analyzovali 183 bankrotních podniků z různých odvětví v Paříži, pomocí poměrových ukazatelů. Také zjistili, že k predikci bankrotu je daleko přesnější ukazatel složený ve formě: pracovní kapitál k celkovým aktivům, než ukazatel, který se používal do té doby. Chudson (1945) se nezabýval přímo predikcí bankrotu, ale jeho výsledky byly přínosem pro její vývoj, jeho náález spočíval v zjištění, že modely vyvinuté pro obecné odvětví nemusí být vhodné pro specifické odvětví.^{24 25}

Vznik predikčních modelů je spojen s ekonomickým prostředím 60. let 20. století

¹⁸ RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*.

¹⁹ Tamtéž.

²⁰ Tamtéž.

²¹ GISSEL, Jodi L. a Michael D. AKERS. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-Present.

²² ČÁMSKÁ, Dagmar. Vývojové vlny predikčních modelů s důrazem na střední Evropu.

²³ FEJÉR-KIRÁLY, Gergely. Bankruptcy Prediction: A Survey on Evolution, Critiques, and Solutions.

²⁴ FEJÉR-KIRÁLY, Gergely. Bankruptcy Prediction: A Survey on Evolution, Critiques, and Solutions.

²⁵ GISSEL, Jodi L. a Michael D. AKERS. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-Present.

Spojených států amerických. Za zmínku stojí William Beaver (1966), který se rozhodl zkoumat pomocí jednorozměrné lineární analýzy poměrové ukazatele. Ze vzorku si vybral 30 firem, subjekty rozdělil tak, že polovina podniků byla neúspěšných (failed) – ohlásila ve sledovaném období bankrot. Takto ke každé neúspěšné firmě přiřadil jednu úspěšnou s podobnou velikostí a odvětvím. Ale jak sám zmiňuje, tato práce nemohla přinést relevantní výsledky, protože sama analýza poměrových ukazatelů byla v počátcích.^{26 27 28 29}

V roce 1968 byla poprvé použita k vytvoření bankrotního modelu vícerozměrná diskriminační analýza (MDA). E. I. Altman zkoumal 5 poměrových ukazatelů u 33 párů úspěšných a neúspěšných podniků z výrobního odvětví. Na základě této analýzy sestavuje skóringovou funkci, kterou lze využít i mimo vzorek a která byla zkonstruována s 95% přesností rok před bankrotem podniku. Po úpravě v roce 1977 je tento model používán dodnes. Díky tomuto je E. I. Altman považován za otce bankrotních modelů.^{30 31}

V 80. letech byl vyvinut nový typ analýzy: logistická regresní analýza. Tento typ byl zkonstruován Ohlsonem, který použil databázi 105 neúspěšných a 2035 úspěšných firem. V jednoduchém shrnutí můžeme říci, že Ohlson identifikoval čtyři statisticky významné faktory, které ovlivňují pravděpodobnost selhání, a ty vložil do své logistické regresní funkce. Dále v tomto období stojí za zmínku Zmijewského bádání, který v roce 1984 publikoval svoji práci, kde uvedl svůj model probit („probability unit“). Tento model bere v úvahu kromě účetních dat i vnější nezávislé proměnné faktory, které jsou ale klíčové pro předvídání bankrotu. Tuto funkci stvořil na nefinančních a nevládních, 41 neúspěšných a 800 úspěšných, firmách obchodovatelných na americké burze. Tyto modely se dále už nevyvíjely kvůli složitosti jejich použití, ale po jejich publikaci vzrostlo množství publikovaných článků

²⁶ GISSEL, Jodi L. a Michael D. AKERS. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-Present.

²⁷ ČÁMSKÁ, Dagmar. Vývojové vlny predikčních modelů s důrazem na střední Evropu.

²⁸ FEJÉR-KIRÁLY, Gergely. Bankruptcy Prediction: A Survey on Evolution, Critiques, and Solutions.

²⁹ SEDLÁČEK, Jaroslav. *Účetní data v rukou manažera: finanční analýza v řízení firmy.*

³⁰ ČÁMSKÁ, Dagmar. Vývojové vlny predikčních modelů s důrazem na střední Evropu.

³¹ FEJÉR-KIRÁLY, Gergely. Bankruptcy Prediction: A Survey on Evolution, Critiques, and Solutions.

zabývajících se srovnáním mezi logistickou regresí a vícerozměrnou diskriminační analýzou.^{32 33 34 35}

S rozvojem informačních technologií je úzce spojen i vývoj nové metody predikce bankrotu. Jde o první neparametrickou metodu nazývanou metoda umělých neuronových sítí (ANN), za touto metodou stojí Messier a Hansen, kteří byli následováni mnoha dalšími. Na základě tohoto modelu vzniklo mnoho dalších modelů.³⁶

1.3 Bankrotní modely - součást finanční analýzy

Tato kapitola je zaměřena na roli bankrotních modelů ve finanční analýze, jakožto součást technické analýzy ekonomických procesů. Jedná se o analýzu soustav ukazatelů, kde se řadí i bankrotní modely. V této kapitole nalezneme charakteristiku a základní metody finanční analýzy.

1.3.1 Přístupy k ekonomickým procesům

V ekonomii obvykle rozlišujeme ekonomické procesy na dvě odvětví. Jedním z těchto odvětví je **fundamentální analýza**, která je založena na znalosti vzájemné provázanosti mikroekonomických a ekonomických procesů. Při této analýze odvozujeme závěry na základě velkého množství informací a zpravidla nepoužíváme algoritmizované postupy. Jako druhé odvětví je **technická analýza**, která je využívána na základě matematicko-statistických, matematických a algoritmizovaných metod. Je však zcela jasné, že si jsou tyto metody blízké a je nezbytné, aby se tyto metody vzájemně prolínaly.³⁷

³² FEJÉR-KIRÁLY, Gergely. Bankruptcy Prediction: A Survey on Evolution, Critiques, and Solutions.

³³ ČÁMSKÁ, Dagmar. Vývojové vlny predikčních modelů s důrazem na střední Evropu.

³⁴ OHLSON, James A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy.

³⁵ KLEINERT, Mareike Kira. *Comparison of accounting-based bankruptcy prediction models of Altman (1968), Ohlson (1980), and Zmijewski (1984) to German and Belgian listed companies during 2008 - 2013* [online].

³⁶ FEJÉR-KIRÁLY, Gergely. Bankruptcy Prediction: A Survey on Evolution, Critiques, and Solutions.

³⁷ RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*.

1.3.2 Finanční analýza

Existuje celá řada definic finanční analýzy, ale za nejvýstižnější definici se dá považovat: „*Finanční analýza představuje systematický rozbor získaných dat, která jsou obsažena především v účetních výkazech*“.³⁸

Finanční analýza je tedy nezbytnou součástí každého podniku, protože zhotovuje podklady pro budoucí rozhodování podniku. Při hodnocení se zaměřuje na tři časové úrovně: firemní minulost, současnost, a tak i predikci finančních podmínek firmy. Finanční analýza slouží jako základ k finančnímu plánování, ale můžeme ji využít k zhodnocení slabých a silných stránek firmy. Tyto slabé stránky by v budoucnosti mohly být úzce spojeny s potížemi zhodnocování majetku firmy. Smyslem tohoto analyzování je příprava podkladů pro řízení podniku. Jako elementární nástroj analyzování se využívají finanční ukazatele, které jsou součástí **technické analýzy**.^{39 40}

Jaká panuje finanční situace v dané firmě nezajímá pouze manažery a vlastníky, ale celou řadu dalších subjektů, a to z různých důvodů. Proto lze finanční analýzu podle základního dělení rozčlenit na interní a externí uživatele. Finanční analýza vytvořená externími uživateli je využívána věřiteli jak už krátkodobými (obchodní partneři), tak i dlouhodobými (dodavatelé, banky a investoři). Jako další externí uživatelé jsou zaměstnanci, státní orgány nebo konkurence, ale tito uživatelé provádí finanční analýzu na jiné úrovni. Mezi interní uživatele patří manažeři, kteří nejvíce sledují strukturu zdrojů příjmů a finanční nezávislost podniku. Protože se vedení firmy nebo manažeři zodpovídají vlastníkům či akcionářům, musí sledovat ziskovost firmy, aby měli možnost sledovat, zda je jejich investice maximálně využívána a patřičně zhodnocována.^{41 42}

Než provedeme finanční analýzu musíme si uvědomit, že existuje mnoho metod, jak k analýze přistupovat, proto při výběru metody musíme dbát na vhodnost zvolené metody. Při výběru bereme v úvahu tyto faktory: **účelnost** (dbáme na to, aby analýza odpovídala

³⁸ RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*, s.9.

³⁹ RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*.

⁴⁰ RŮČKOVÁ, Petra a Michaela ROUBÍČKOVÁ. *Finanční management*.

⁴¹ RŮČKOVÁ, Petra a Michaela ROUBÍČKOVÁ. *Finanční management*.

⁴² RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*.

našemu cíli a odpovídala na naše otázky), **nákladnost** (zhotovení analýzy s sebou nese řadu nákladů, tyto náklady musí odpovídat rizikům, které ohodnocujeme) a **spolehlivost** (kvalitu analýzy zajistíme jediné tak, že maximálně využijeme všechna dostupná data). Z tohoto vyplývá, že: „*Čím lepší metody, tím spolehlivější závěry, tím nižší riziko chybného rozhodnutí a tím vyšší naděje na úspěch.*“⁴³

1.3.3 Zdroje informací pro finanční analýzu

Pro sestavení finanční analýzy čerpáme z **účetních výkazů**, tyto výkazy dále dělíme na dvě části. **Výkazy finanční** (externí výkazy) - jde o data, která jsou veřejně dostupná, protože každý podnik je povinný tato data minimálně jednou za rok zveřejnit a jejich struktura podléhá právní úpravě. V externích výkazech tedy nalezneme rozvahu, výkaz zisku a ztrát, přehled peněžních toků (cash flow), změny vlastního kapitálu a přílohy k účetní závěrce. **Výkazy vnitropodnikové** (interní výkazy) - tato data nemají právně předepsanou strukturu, ale jsou závislá na potřebách dané firmy. Použitím informací z interních výkazů se vyvarujeme možným odchylkám a zpřesníme tím výsledky finanční analýzy.⁴⁴

1.3.4 Metody analýzy

Základní jednotkou finanční analýzy jsou ukazatelé, které mohou být vyjádřeny v peněžních, časových nebo procentuálních hodnotách. Protože neexistují přesná měřítka hodnot, která by určovala, jaké hodnoty jsou špatné a jaké naopak dobré, musíme myslet na to, že ukazatelé mají spíše pravděpodobnostní charakter.^{45 46}

Ukazatele můžeme rozdělit na tři základní skupiny. **Rozdílové** ukazatele patří do skupiny extenzivních (udávají informace v objemových jednotkách) ukazatelů, reprezentují rozdíl vybraných položek aktiv s vybranými položkami pasiv rozvahy. Tyto ukazatele se využívají především při řízení oběžných aktiv a řízení likvidity. **Stavové** (absolutní) ukazatele přímo vyjadřují jednotlivé položky účetních výkazů, avšak tyto ukazatele mají jistá omezení, protože nepracují na základě matematických metod. **Poměrové** ukazatele jsou

⁴³ RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*, s. 40.

⁴⁴ RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*.

⁴⁵ RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*.

⁴⁶ RŮČKOVÁ, Petra a Michaela ROUBÍČKOVÁ. *Finanční management*.

nejpočetnější a nejvyužívanější ukazatele, jsou tvořeny podílem dvou položek účetních výkazů.⁴⁷

1.3.4.1 Elementární metody analýzy

*„Elementární metody představují základ finanční analýzy a obsahují všechny základní postupy běžně používané v podnikatelské praxi. Součástí elementárních metod jsou čtyři základní přístupy.“*⁴⁸

Elementární metody analýzy	Analýza stavových ukazatelů	horizontální analýza
		vertikální analýza
	Analýza rozdílových ukazatelů	analýza cash flow
		analýza fondů
	Analýza poměrových ukazatelů	ukazatele likvidity
		ukazatele zadluženosti
		ukazatele aktivity
		ukazatele rentability
	Analýza soustav ukazatelů	pyramidové rozklady, Du Pontův rozklad
		účelové výběry ukazatelů

Obrázek 1: Členění metod finanční analýzy⁴⁹

Abychom mohli kvalitně vyhodnotit výsledné hodnoty z finanční analýzy, je potřeba, abychom je porovnávali, a to hned několika způsoby:

- srovnání v čase (posuzuje vývoje a trendy podniku srovnáním hodnot vypočtených z minulých let),
- srovnání v prostoru (jedná se o porovnání hodnot s konkurencí, oborovým průměrem, nebo odvětvím),
- srovnání s plánem (srovnáváme skutečné hodnoty s plánovanými hodnotami),
- srovnání s expertními zkušenostmi (subjektivní zhodnocení situace na základě zkušeností).⁵⁰

⁴⁷ RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*.

⁴⁸ RŮČKOVÁ, Petra a Michaela ROUBÍČKOVÁ. *Finanční management*, s. 104.

⁴⁹ RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*, s. 44.

⁵⁰ RŮČKOVÁ, Petra a Michaela ROUBÍČKOVÁ. *Finanční management*.

1.4 Omezení modelů

Základní požadavek bankrotních modelů, které jsou používány k předvídání bankrotu firmy, je co nejvyšší přesnost. Důvod, proč jsou tyto modely používány je, že jejich uživatelé očekávají spolehlivé odpovědi, které jim pomohou při rozhodování. Také si ale musíme uvědomit, že predikční modely fungují na pravděpodobnostní bázi a neposkytují jistotu správnosti výsledků. A to proto, že u výsledku může nastat chyba. Chyba II. druhu nastává, když podnik finančně „zdravý“ je označen, že trpí finanční tísní. Chyba I. druhu nastává v opačném případě, to znamená, že podnik trpící finanční tísní je označen za „zdravý“, tato chyba bývá běžně dvakrát až dvaadvacetkrát dražší.^{51 52}

Jak už bylo zmíněno v předchozí kapitole, bankrotní modely čerpají z veřejně dostupných účetních dat. Tento fakt má pro uživatele mnoho omezení, protože tato data mohou být nadhodnocena. Jako další omezení můžeme chápat špatně nadefinované ukazatele, uživatelé mohou čerpat z literatury, kde nejsou přesně nadefinované proměnné, což svádí ke snadné chybě a tím i zkreslení výsledků. Velmi často se jedná o ukazatel zadlužení, protože podnik může využít ve velké míře leasing, který není zahrnutý v české rozvaze, tímto vytváří skrytý dluh.⁵³

V neposlední řadě si musíme také uvědomit, že modely jsou konstruovány na určité velikosti subjektů a pro určitou ekonomiku se specifickou kupní silou. Z tohoto vyplývá, že modely nejsou „přenosné“, ale před použitím se musí upravit. Proto je tedy důležité, abychom při výkladu výsledků postupovali opatrně a neakceptovali výsledky jako dané dogma.^{54 55}

⁵¹ ČÁMSKÁ, Dagmar. *REQUIREMENTS FOR MODELS PREDICTING CORPORATE FINANCIAL DISTRESS* [online].

⁵² ZHOU, Ying a Taha M. S. ELHAG. Apply Logit analysis in Bankruptcy Prediction.

⁵³ Tamtéž.

⁵⁴ ČÁMSKÁ, Dagmar. *REQUIREMENTS FOR MODELS PREDICTING CORPORATE FINANCIAL DISTRESS* [online].

⁵⁵ RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*.

1.5 ROC křivka

Vznik těchto křivek je datován do doby druhé světové války. Tyto křivky jsou spojeny s vývojem radaru, kde byly využívány k detekci odrazových rádiových vln. Po druhé světové válce se tato metoda začala využívat také při hodnocení diagnostických testů, laboratorní medicíně, radiologii a ekonomii.⁵⁶

Abych mohli sestavit graf s ROC křivkou, je nutné vzorek testovaný vybraným modelem rozdělit podle kritérií uvedených v tabulce 1. Graf ROC křivky se rozkládá na dvourozměrné ploše, kde na ose X je uvedena hodnota falešně aktivní a na ose Y skutečně aktivní.⁵⁷

Tabulka 1: Klasifikace testovaného vzorku.⁵⁸

		Skutečná hodnota	
		aktivní	bankrotní
Testovaná hodnota	test aktivních	Skutečně aktivní	Falešně aktivní
	test bankrotních	Falešně bankrotní	Skutečně bankrotní

Z tabulky vyplývá, že mohou existovat jen tyto možnosti:

- Skutečně aktivní – aktivní podnik byl správně modelem označen za aktivní.
- Skutečně bankrotní – bankrotní podnik byl modelem správně označen za bankrotní.
- Falešně aktivní – bankrotní podnik je falešně označen modelem za aktivní (chyba II. druhu).
- Falešně bankrotní – aktivní podnik je falešně označen modelem za bankrotní (chyba I. druhu).

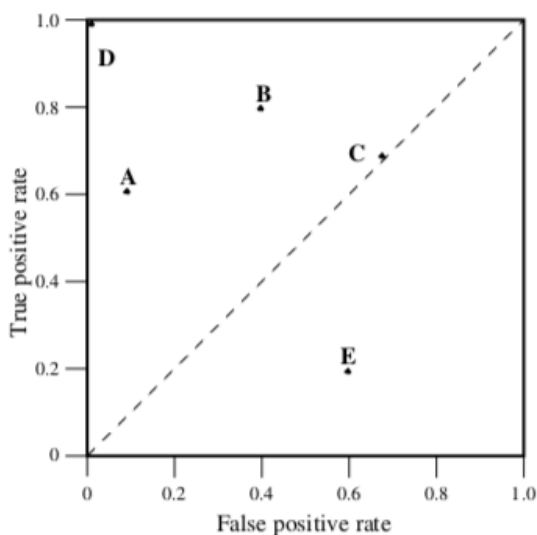
Z informací, které uvádí tabulka 1, je možné vypočítat různé charakteristiky jako je sensitivita, specifita, zbytečný poplach, míra falešné negativity a mnohé další, z nichž

⁵⁶ FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.

⁵⁷ FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.

⁵⁸ FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.

nej důležitější charakteristika je míra správné klasifikace, která se vypočítá jako podíl správné klasifikace a celkové klasifikace.⁵⁹



Graf 1: ROC s pěti ukázkovými body.⁶⁰

Legenda ke Grafu 1:⁶¹

- Bod (0,0) – v tomto bodě nikdy nedostaneme falešně aktivní klasifikaci, ale také nedostaneme skutečně aktivní klasifikaci.
- Bod (1,1) – opak bodu (0,0) – neohledě na falešnou nebo správnou klasifikaci dostáváme klasifikaci „aktivní“.
- Bod (0,1) – udává perfektní klasifikaci.
- Diagonála - (Bod C) jedná se o náhodnou klasifikaci třídy.
- Body pod diagonálou (Bod E), je horší než náhodný odhad, v této části se žádné výsledky nepohybují.
- Body blízké ose X můžeme označit za „konzervativní“, protože v tomto případě dochází ke klasifikaci „skutečně aktivní“ v návaznosti na silné důkazy. V tomto případě dochází k velmi málo chybám II. druhu.

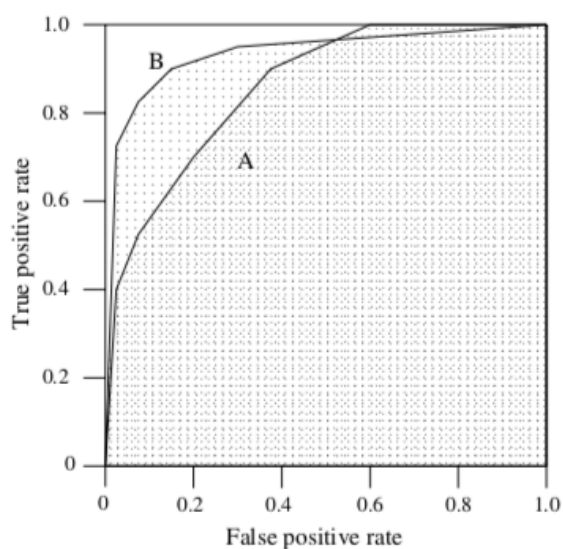
⁵⁹ FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.

⁶⁰ FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.

⁶¹ FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.

- Body blízké ose Y můžeme označit za „liberální“, v tomto případě klasifikace „skutečně aktivní“ nastává i se slabými důkazy (Bod A je více konzervativní než bod B).

ROC křivky slouží k hodnocení výkonu klasifikačního modelu. Aby bylo možné srovnávat různé modely, tak je nutné hodnotit jednotnou hodnotu, která bude vyjadřovat výkon. Nejobvyklejší metodou je výpočet plochy pod křivkou (AUC – area under curve), výsledky této metody jsou omezeny hodnotami od 0 do 1. Graf 2 zobrazuje výkonnost klasifikačních modelů, kde model B má větší výkonnost než klasifikační model A, protože jeho plocha pod křivkou je větší.⁶²



Graf 2: Plocha pod křivkou ROC.⁶³

⁶² FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.

⁶³ FAWCETT, T. An introduction to ROC analysis, 2006.

1.6 Vybrané bankrotní modely a jejich struktura

V této části budou podrobně rozebrány mnou vybrané bankrotní modely, bude popsána jejich struktura a jejich základní údaje.

1.6.1 Model autorů: S. Thomas Ng, M. W. Wong, Jiajie Zhang

Tento model byl vytvořen na základě publikací od Altmana z roku 1968 za použití vícerozměrné diskriminační analýzy v čínském prostředí. Bylo zkoumáno 35 firem dodávající stavební služby v Číně, u všech firem bylo sledováno 22 ukazatelů, které posuzovaly účetní data z roku 2006 těchto firem. Tyto ukazatele byly podrobeny analýze a bylo vybráno výsledných šest ukazatelů, které byly použity ve výsledném modelu v následující podobě:⁶⁴

$$Z = -1,13X_1 + 0,004X_4 - 0,64X_5 + 3,97X_7 - 0,32X_{12} + 2,09X_{13} - 0,006X_{17} + 1,86$$

Rovnice 1: Výsledný model pro čínský průmysl⁶⁵

Kde platí:

X_1 – krátkodobá aktiva/krátkodobé závazky,

X_4 – EBIT/nákladové úroky,

X_5 – EAT/obrat,

X_7 – EAT/celková aktiva,

X_{12} – Tržby/průměrná krátkodobá aktiva,

X_{13} – (krátkodobá aktiva-krátkodobé závazky)/celková aktiva,

X_{17} – čistý provozní cash flow/(cash flow finančních prostředků-cash flow investic).

Kde Z je hodnota koeficientu Z-skóre, X_k značí proměnné ukazatele, které vysvětluje tabulka 2. Autoři tohoto modelu uvádí přesnost testovanou na nezávislých datech z období 2004 a 2005, kdy model zařadil solventní společnosti se 100% přesností a nesolventní společnosti

⁶⁴ NG, S. Thomas, James M.W. WONG a Jiajie ZHANG. Applying Z-score model to distinguish insolvent construction companies in China.

⁶⁵ NG, S. Thomas, James M.W. WONG a Jiajie ZHANG. Applying Z-score model to distinguish insolvent construction companies in China, s. 605.

zařadil s 80% přesností, autoři tuto 20% chybu kladou za vinu faktu, že při analýze bylo zahrnuto do vzorku 5 společností označených „special treatment“, což znamená, že tyto společnosti podléhají speciálním čínským zákonům o insolvenci a cenných papírech.⁶⁶

Hranice tohoto modelu byly vyčísleny takto:⁶⁷

$Z > 0$; subjekt je bezpečný

$Z < 0$; subjekt je ohrožen bankrotem

1.6.2 Modely autorů: Elisabete S. Vieira, Carlos Phino, Carla Correia

Autoři těchto modelů zkoumali vzorek 150 neúspěšných a 150 úspěšných firem z portugalského ekonomického prostředí, stavebního průmyslu, což je jedno z nejvíce úpadkových odvětví v Portugalsku a čelí velkým potížím. Tento vzorek byl sestaven podle následujících kritérií: podnik musí být z Portugalska, patří do odvětví stavebnictví, je veřejná nebo holdingová společnost, musí mít maximálně 250 zaměstnanců a musí mít k dispozici účetní data od roku 2005 do roku 2010. Tato kritéria platila jak pro zdravé podniky, tak i pro insolventní. Takto vybraný vzorek byl analyzován pomocí logistické regrese a lineární parametrickou rovnicí, kde byla porovnávána prediktivní přesnost modelů logit, probit a také lineárním parametrickým modelem.⁶⁸

Bylo vybráno 8 poměrových ukazatelů podle relevantnosti při predikci modelů, tyto poměry byly vybrány na základě předchozích studií od Beaver (1966), Altman (1968), Ohlson (1980) a Zmijewski (1984).⁶⁹

⁶⁶ NG, S. Thomas, James M.W. WONG a Jiajie ZHANG. Applying Z-score model to distinguish insolvent construction companies in China, s. 605.

⁶⁷ NG, S. Thomas, James M.W. WONG a Jiajie ZHANG. Applying Z-score model to distinguish insolvent construction companies in China, s. 601.

⁶⁸ VIEIRA, Elisabete S., Carlos PINHO a Carla CORREIA. INSOLVENCY PREDICTION IN THE PORTUGUESE CONSTRUCTION INDUSTRY.

⁶⁹ VIEIRA, Elisabete S., Carlos PINHO a Carla CORREIA. INSOLVENCY PREDICTION IN THE PORTUGUESE CONSTRUCTION INDUSTRY.

Pro které platí:

CFA – cash flow/celková aktiva,

Debt – cizí zdroje/celková aktiva,

CR – oběžná aktiva/krátkodobé závazky,

ROA – EAT/celková aktiva,

ATR – tržby/celková aktiva,

WRC – pracovní kapitál/celková aktiva,

NSM – čistý zisk/tržby,

ROE – EAT/vlastní kapitál.

Tyto ukazatele byly podrobeny statistické analýze Pearsonovy korelace. Bylo zjištěno několik zásadních vazeb, byla zjištěna kladná korelace mezi CFA a ROA a mezi CFA a ATR byla zjištěna negativní korelace. Autoři s těmito poznatky dále pracovali a vytvořili tři predikční modely predikující bankrot na jeden až pět let dopředu. Pro časový interval jednoho roku byl sestaven následující logit model:⁷⁰

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(4.57 - 29.79CFA - 1.51ATR)}}$$

Rovnice 2: Výsledný logit model pro Portugalský stavební průmysl⁷¹

Pro tento časový interval byl sestaven model, a to lineární pravděpodobnostní model v následující podobě:

$$p = 0.38 - 1.13CFA + 0.12Debt + 0.49ROA - 0.16ATR + 0.22WCR - 0.0002NSM$$

Rovnice 3: Výsledný lineární pravděpodobnostní model pro portugalský stavební průmysl⁷²

⁷⁰ VIEIRA, Elisabete S., Carlos PINHO a Carla CORREIA. INSOLVENCY PREDICTION IN THE PORTUGUESE CONSTRUCTION INDUSTRY.

⁷¹ VIEIRA, Elisabete S., Carlos PINHO a Carla CORREIA. INSOLVENCY PREDICTION IN THE PORTUGUESE CONSTRUCTION INDUSTRY, s. 152.

⁷² RA, Elisabete S., Carlos PINHO a Carla CORREIA. INSOLVENCY PREDICTION IN THE PORTUGUESE CONSTRUCTION INDUSTRY, s. 151.

Také pro tento časový interval byl sestaven probit model v této podobě:

$$p = \Phi(2,89 - 19,16CFA + 7,01ROA - 1,09ATR)$$

Rovnice 4: Výsledný probit model pro portugalský stavební průmysl⁷³

Kde Φ představuje inverzní distribuční funkci normálního rozdělení, která má tvar:⁷⁴

$$\Phi^{-1}(p) = \eta \Leftrightarrow p = \Phi(\eta) = P(Z \leq \eta), \text{ kde } \Phi^{-1}(p) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{y^2}{2}}; \text{ účelem } \Phi^{-1}(p) \text{ je vyjádřit}$$

lineární funkci charakteristik podniku,

$$\text{tedy: } \Phi^{-1}(p) = w \cdot x_i^T = w_0 + w_1x_{1i} + w_2x_{2i} + \dots w_px_{pi}.$$

Autoři i přesto, že provedli rozsáhlý výzkum, kde vytvořili pro všechny uvedené typy modelů sedm variant pro různé časové intervaly, tak ani pro jednu tuto variantu neuvádějí přesnost.

1.6.3 Klasifikační strom autorů: Leonardo Di Marco, Luciano Nieddu

Studie, ve které je vytvořen tento model, si vybrala jako vzorek atypicky lokální ekonomické prostředí. Bylo zkoumáno finanční zdraví 100 subjektů rozvrstvených do různých odvětví v italské provincii Lazio, u nichž byla sesbírána data za jedenáct po sobě jdoucích let z období 2000 až 2011. Tyto subjekty byly vybrány náhodně podle následujících kritérií: tržby z prodeje byly v rozmezí 2 až 50 milionů euro, pro každou společnost byly k dispozici finanční výkazy. Z těchto vybraných subjektů v roce 2011 bylo 50 stále aktivních a 50 ve sledovaném časovém úseku zbankrotovalo. I když je zřejmé, že ve vzorku jsou pouze malé a střední subjekty, jedná se o velmi heterogenní a rozmanitý vzorek.⁷⁵

Pro následující analýzu byly použity všechny položky účetní závěrky jako proměnné. K analýze těchto dat byla použita metoda neparametrické klasifikace, která vedla k vytvoření klasifikačního stromu. Typ tohoto modelu předpovídá hodnotu proměnné tak, že se naučí jednoduché rozhodovací pravidlo, které je odvozeno z klasifikovaných dat pod dohledem.⁷⁶

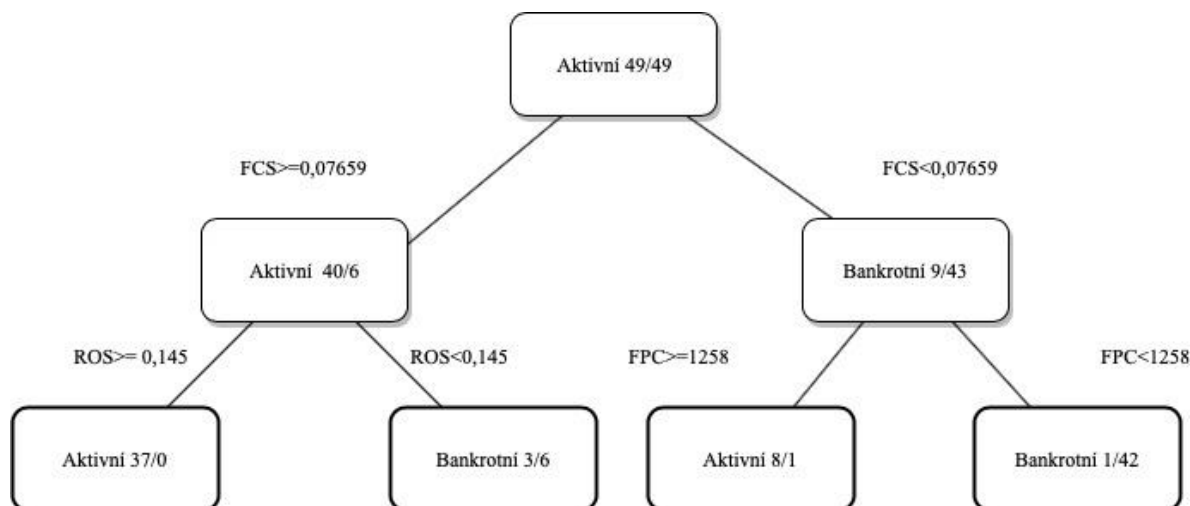
⁷³ VIEIRA, Elisabete S., Carlos PINHO a Carla CORREIA. INSOLVENCY PREDICTION IN THE PORTUGUESE CONSTRUCTION INDUSTRY, s. 152.

⁷⁴ THOMAS, L. C., David B. EDELMAN a Jonathan N. CROOK. *Credit scoring and its applications*.

⁷⁵ DI MARCO, Leonardo a Luciano NIEDDU. TRIGGER FACTORS THAT INFLUENCE BANKRUPTCY: A COMPARATIVE AND EXPLORATORY STUDY.

⁷⁶ DI MARCO, Leonardo a Luciano NIEDDU. TRIGGER FACTORS THAT INFLUENCE BANKRUPTCY: A COMPARATIVE AND EXPLORATORY STUDY.

Ke každému neúspěšnému subjektu byl přiřazen jeden úspěšný, a to ze stejného odvětví se srovnatelnou velikostí. Takto bylo vytvořeno osm datových vzorků se stejným počtem úspěšných a neúspěšných subjektů. Z těchto dat byly vytvořeny modely rozhodovacích stromů pro jeden rok a osm let před bankrotem, predikující bankrot pro jednotlivé časové intervaly.⁷⁷



Obrázek 2: Klasifikační strom s výsledky jeden rok před bankrotem⁷⁸

Kde platí:

FCS – finanční náklady/tržby,

FPC – finanční výnosy-finanční náklady,

ROS – EAT/tržby.

Na obrázku č. 2 můžeme vidět klasifikační strom, který predikuje bankrot subjektu rok před úpadkem. Zde můžeme vidět vybrané diskriminační proměnné, jako první proměnnou, která rozděluje subjekty je finanční náklady na prodej (FCS). Tato proměnná nám určuje, že pokud má subjekt vyšší nebo rovno 7,6 %, tak má podnik tendenci zůstat na trhu. Dalším oddělením je index návratnosti prodeje (ROS), to nám říká, že pokud ROS je větší nebo roven 14,5 %, tak je subjekt finančně zdravý. Na druhé straně subjekty s finanční náklady na prodej s nižšími

⁷⁷ DI MARCO, Leonardo a Luciano NIEDDU. TRIGGER FACTORS THAT INFLUENCE BANKRUPTCY: A COMPARATIVE AND EXPLORATORY STUDY.

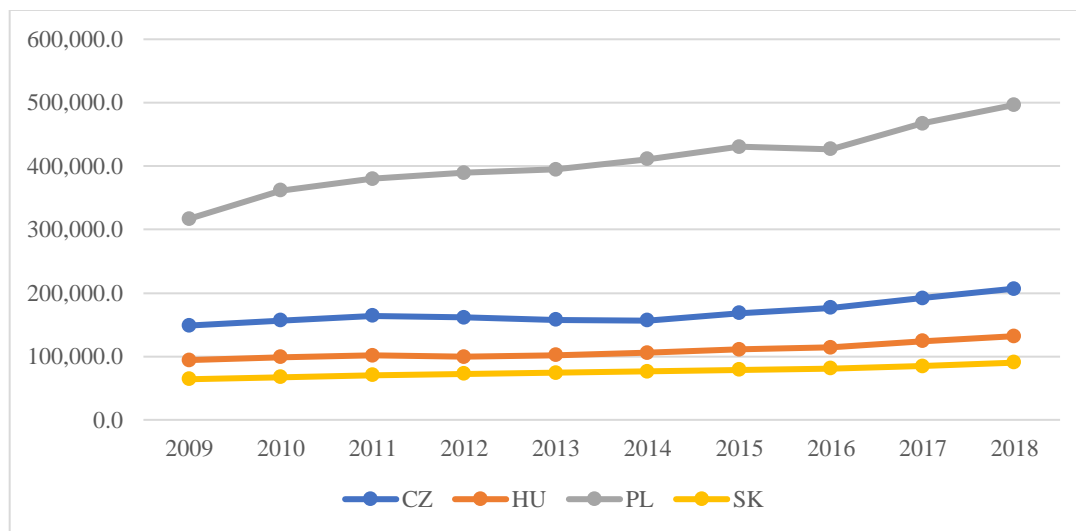
⁷⁸ DI MARCO, Leonardo a Luciano NIEDDU. TRIGGER FACTORS THAT INFLUENCE BANKRUPTCY: A COMPARATIVE AND EXPLORATORY STUDY, s. 196.

než 7,6 % jsou většinou subjekty, které zbankrotovaly. Jako další rozhodovací proměnná je finanční výnosy a náklady (FPC), pokud subjekt měl menší finanční výnosy a náklady než 1258, tak až na výjimky zbankrotoval, kdežto pokud finanční výnosy a náklady byly vyšší než zmíněná hodnota, měl subjekt tendenci „přežít“. V této studii jsou vytvořeny dva klasifikační stromy, tento již uvedený a klasifikační strom, který predikuje bankrot osm let před bankrotem, ale autoři neuvádí přesnost jejich modelů ani v jednom z uvedených případů.⁷⁹

1.7 Vývoj makroekonomické situace států Visegrádské skupiny

V této kapitole budou porovnány hlavní makroekonomické ukazatele, které nejlépe indikují ekonomickou situaci států.

Graf 3 zobrazuje vývoj HDP států Visegrádské skupiny od roku 2009 po současnost, hodnoty v grafu jsou vyjádřeny v mil. €.



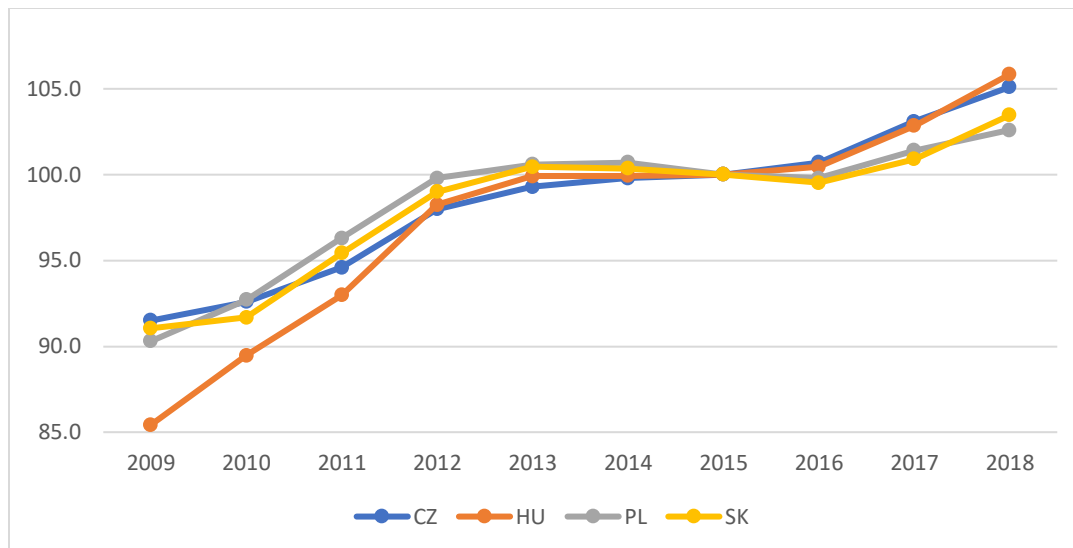
Graf 3: Vývoj HDP států Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Eurostat)

Z vyobrazených dat v grafu vyplývá, že všechny státy V4 se drží trendu udržitelného růstu. Nejnižší růst HDP zaznamenala Slovenská republika, zároveň také hodnota HDP tohoto státu je nejnižší ze všech států Visegrádské skupiny. Nejvyšší HDP dosáhla Polská republika, kde

⁷⁹ DI MARCO, Leonardo a Luciano NIEDDU. TRIGGER FACTORS THAT INFLUENCE BANKRUPTCY: A COMPARATIVE AND EXPLORATORY STUDY.

současně také zaznamenala největší růst HDP za sledované období, kdy hodnota HDP od roku 2009 vzrostla téměř o 200 000 mil. €.

Graf 4 uvádí vývoj inflace států Visegrádské skupiny, kdy rok 2015 je roven indexu 100.



Graf 4: Vývoj inflace států Visegrádské skupiny (Zdroj: Vlastní zpracování dat z databáze Eurostat)

Dle dat vyobrazených v grafu lze usoudit, že úroveň inflace ve všech státech mírně stoupá. S ohledem na fakt, že na začátku tohoto desetiletí stagnovali záporné úrokové míry a nulové nebo téměř nulové inflace ve všech vyspělých ekonomikách světa, tak růst inflace je vítanou skutečností.

1.8 Stavební průmysl

Tato kapitola se věnuje stavebnictví jako takovému, bude zde rozebráno z čeho je stavebnictví složeno. Dále zde bude stručně charakterizován vývoj stavebního průmyslu v ekonomickém prostředí České republiky.

1.8.1 Inženýrské stavitelství

Tento segment stavebního průmyslu se zabývá projekty a výstavbou inženýrských sítí a infrastruktury, jejich opravou, prefabrikací a provádění přestaveb a nástaveb.⁸⁰

⁸⁰ KESELY, Andrej. 42 - Inženýrské stavitelství.

„Jedná se o velké stavby jako dálnice, silnice, mosty, tunely, železniční trati, vzletové a přistávací dráhy, přístavy a jiné vodní stavby atd.“⁸¹

1.8.2 Pozemní stavitelství

Tento segment zahrnuje výstavbu budov, nebo stavebních objektů všeho druhu, jejich opravy, výstavbu prefabrikovaných objektů a provádění přestaveb. Pozemní stavebnictví zahrnuje: *„výstavbu kompletních bytových, kancelářských, obchodních a ostatních veřejných budov, zemědělských budov, sportovních hal a tělocvičen atd.“⁸²*

1.8.3 Speciální stavby

V tomto segmentu stavebnictví jsou zařazeny ty práce, které jsou společné pro různé typy staveb, nebo je nutné mít speciální vybavení nebo znalosti (budování základů, pokryvačské práce atd.). Také se sem řadí práce nutné k zajištění funkčnosti stavby (instalace bezpečnostních zařízení, nebo sociálního vybavení). Tyto činnosti jsou většinou dodávány subdodavateli.⁸³

1.8.4 Vývoj stavebnictví Visegrádské skupiny

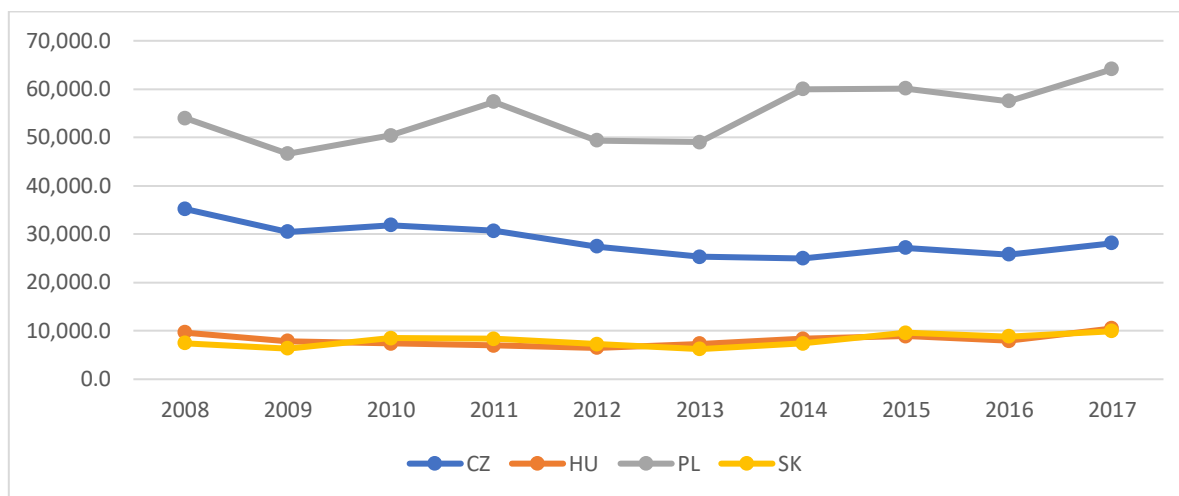
V této kapitole bude rozebrán vývoj stavebnictví států Visegrádské skupiny, dále budou porovnány souvislosti vývoje tohoto odvětví s vývojem zaměstnanosti v tomto odvětví a růstem HDP daného státu.

⁸¹ Tamtéž.

⁸² KESELY, Andrej. 41 - Výstavba budov.

⁸³ KESELY, Andrej. 43 - Specializované stavební činnosti.

Graf 5 zobrazuje vývoj produkce stavebnictví pro jednotlivé státy Visegrádské skupiny vyjádřený v mil. €.



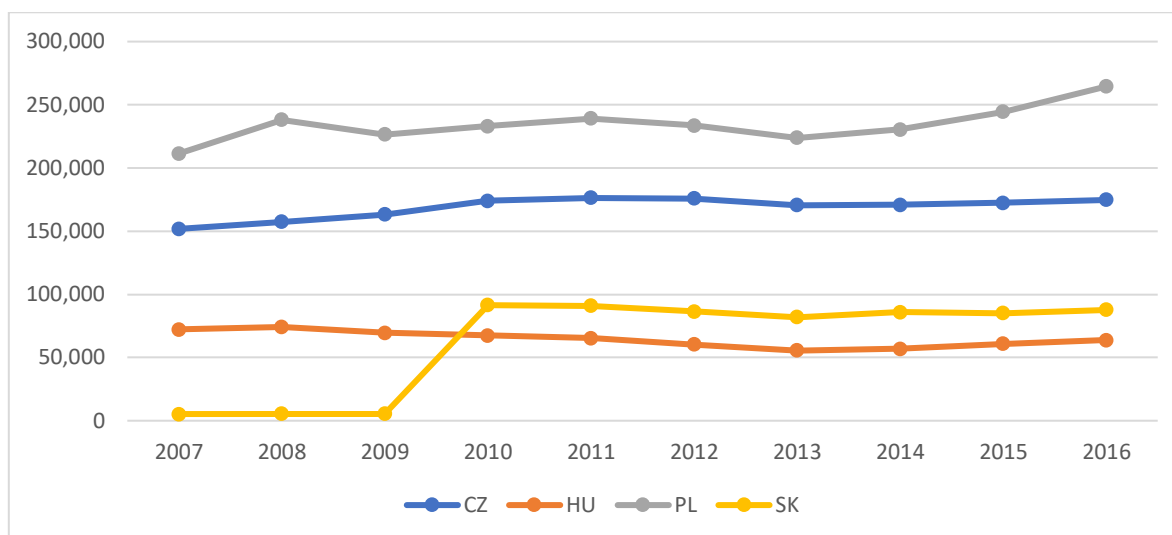
Graf 5: Objem produkce stavebního průmyslu států Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Eurostat)

V roce 2007 až 2008 české stavebnictví dosáhlo vrcholu konjunktury, po roce 2008 produkce tohoto odvětví začala v návaznosti na světovou ekonomickou krizi klesat. Tento pokles trval pět let za sebou. Až v roce 2014 byl zaznamenán růst, tento růst byl způsoben nutností dočerpání dotací z prvního programového období. V roce 2016 zase stavebnictví začalo mírně klesat.

Stavební průmysl Maďarské a Slovenské republiky se po ekonomické krizi vyvíjel velmi podobně. Objem produkce klesal pro roce 2008 až do roku 2010, poté produkce stagnovala až do roku 2013. Po roce 2013 produkce začala mírně stoupat, až na rok 2015, kdy produkce mírně poklesla, ale následující rok byl tento pokles dorovnán.

Stavebnictví Polské republiky dosáhlo nejvyššího objemu produkce ze všech států Visegrádské skupiny, ale i přesto se na ní také podepsaly symptomy ekonomické krize. Pokles produkce způsobený krizí byl srovnán na původní úroveň v roce 2011, následující dva roky objem produkce znovu poklesl, rok 2014 tuto dvouletou ztrátu stáhnul a v následujících obdobích produkce polského stavebnictví rostla.

Graf 6 zobrazuje množství zaměstnaných osob v odvětví stavebního průmyslu.



Graf 6: Míra zaměstnanosti ve stavebním průmyslu států Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Eurostat)

Míra zaměstnanosti v Maďarském stavebnictví téměř kopíruje objem produkce tohoto odvětví. Zaměstnanost v Českém stavebnictví mírně rostla každý rok až do roku 2012, kdy zase začala mírně klesat, z tohoto pozorování můžeme usoudit, že míra zaměstnanosti nijak nesouvisí s objemem produkce. Zaměstnanost ve stavebním odvětví Slovenské republiky v období ekonomické krize byla velice nízká, po roce 2010 se vyšplhala na vyšší úroveň než v Maďarském stavebnictví při srovnatelném objemu produkce. Polský stavební průmysl dosahuje nejvyšší zaměstnanosti za všech států Visegrádské skupiny, to je dáno faktem, že dosahoval největšího objemu produkce ze všech států a také tím, že tento stát je největší ze všech států Visegrádské skupiny.

2 TESTOVÁNÍ EFEKTIVNOSTI BANKROTNÍ MODELŮ NA VYBRÁNÉM VZORKU PODNIKŮ

V této části bakalářské práce budou prakticky aplikovány vybrané bankrotní modely, jejichž rovnice jsou popsány v teoretické části bakalářské práce, kde bude testována jejich přesnost v ekonomickém prostředí Visegrádské skupiny na odvětví stavebního průmyslu. Test byl prováděn na datech rok až pět let před bankrotem podniku. K výpočtům byl použit datový vzorek společností, z období 2014 až 2018, které byly vyexportovány z databáze Amadeus. Tato databáze mapuje finanční záznamy více než 18 milionů společností z celé Evropy.

K provedení testů byla vyexportována data pro 1367 podniků, z toho 567 bylo bankrotních podniků a 800 aktivních podniků. Množství podniků v jednotlivých letech se může měnit, tento fakt je způsobený tím, že ne všechna data byla dostupná.

Pro data platí tato kritéria:

1. Podniky jsou ze států Visegrádské skupiny
2. Podniky jsou ze stavebního průmyslu (NACE rev. 2, Main section F: Construction)
3. Podniky jsou aktivní nebo bankrotní

2.1 Zhodnocení efektivity modelu Z-skóre

V této kapitole je testován Z-skóre model, který je popsán v kapitole 1.5.1 (rovnice č. 1). Tento model byl zkonstruován autory S. Thomas Ng, M. W. Wong, Jiajie Zhang, kteří vycházeli ze studie E. I. Altmana z roku 1968. Autoři uvádí přesnost modelu 100 % pro solventní podniky a 80 % pro bankrotní podniky. Hranice modelu jsou uváděny takto: pokud hodnota $Z > 0$, podnik je považován za solventní; pokud hodnota $Z < 0$, podnik je ohrožen bankrotem.

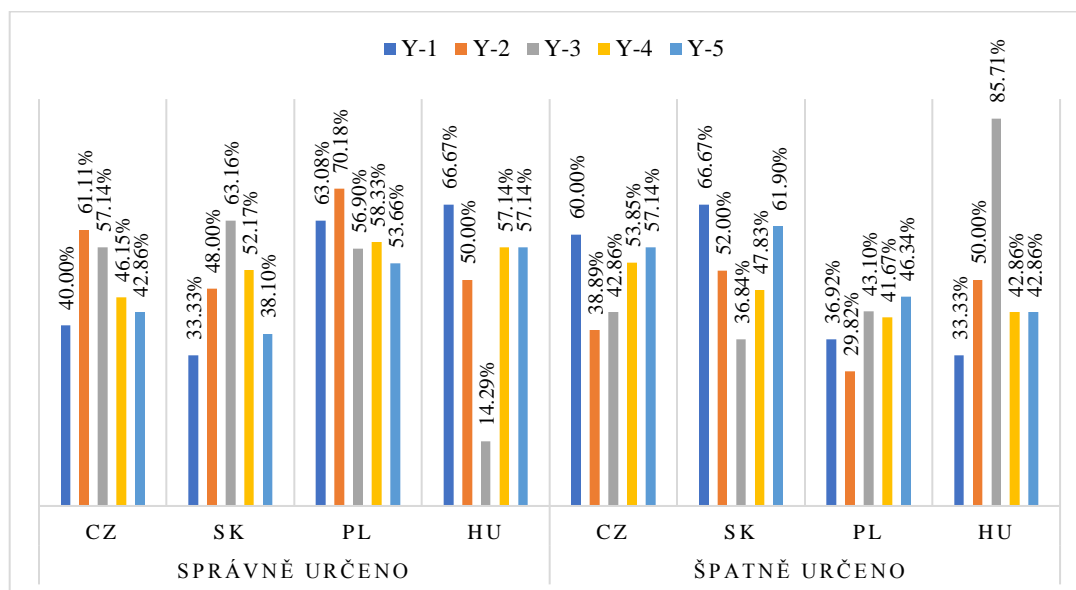
Tabulka 2 uvádí výsledky testování pro bankrotní podniky států Visegrádské skupiny modelem Z-skóre.

Tabulka 2: Výsledky bankrotních podniků Visegrádské skupiny testované Z-skóre modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Spolehlivost pro bankrotní podniky testované Z-skóre modelem							
Rok		Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	CZ	6	11	8	6	6
		SK	11	12	12	12	8
		PL	41	40	33	28	22
		HU	4	3	1	4	4
	Špatně určeno (počet)	CZ	9	7	6	7	8
		SK	22	13	7	11	13
		PL	24	17	25	20	19
		HU	2	3	6	3	3
Relativní četnost	Správně určeno	CZ	40,00%	61,11%	57,14%	46,15%	42,86%
		SK	33,33%	48,00%	63,16%	52,17%	38,10%
		PL	63,08%	70,18%	56,90%	58,33%	53,66%
		HU	66,67%	50,00%	14,29%	57,14%	57,14%
	Špatně určeno	CZ	60,00%	38,89%	42,86%	53,85%	57,14%
		SK	66,67%	52,00%	36,84%	47,83%	61,90%
		PL	36,92%	29,82%	43,10%	41,67%	46,34%
		HU	33,33%	50,00%	85,71%	42,86%	42,86%

Při zkoumání testování bankrotních podniků byla zjištěna přesnost první rok před bankrotem pro české podniky 40 %, dva roky před bankrotem přesnost vzrostla na 61,11 %, v následujícím sledovaném období přesnost mírně klesala až na téměř 43 % před bankrotem. Pro slovenské podniky rok před bankrotem přesnost modelu dosáhla 33,33 %, což byla nejnižší přesnost za celé sledované období, nejvyšší přesnosti pro slovenské podniky model dosáhl tři roky před bankrotem a to 63,16 %. Pro polské podniky přesnost dosáhla 63 % rok před bankrotem, nejvyšší přesnosti model dosáhl hned následující období, a to 70,18 %. V následujících třech letech se přesnost pohybovala okolo 55 %. Pro maďarské podniky nejvyšší přesnosti dosahoval model rok před bankrotem, nejnižší přesnosti dosáhl 14,29 %, v dalších sledovaných obdobích se přesnost pohybovala mezi 50 až 60 %.

Graf 7 zobrazuje vývoj přesnosti modelu Z-skóre testovaného na bankrotních podnicích států Visegrádské skupiny.



Graf 7: Vývoj přesnosti bankrotních podniků Visegrádské skupiny testované Z-skóre modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

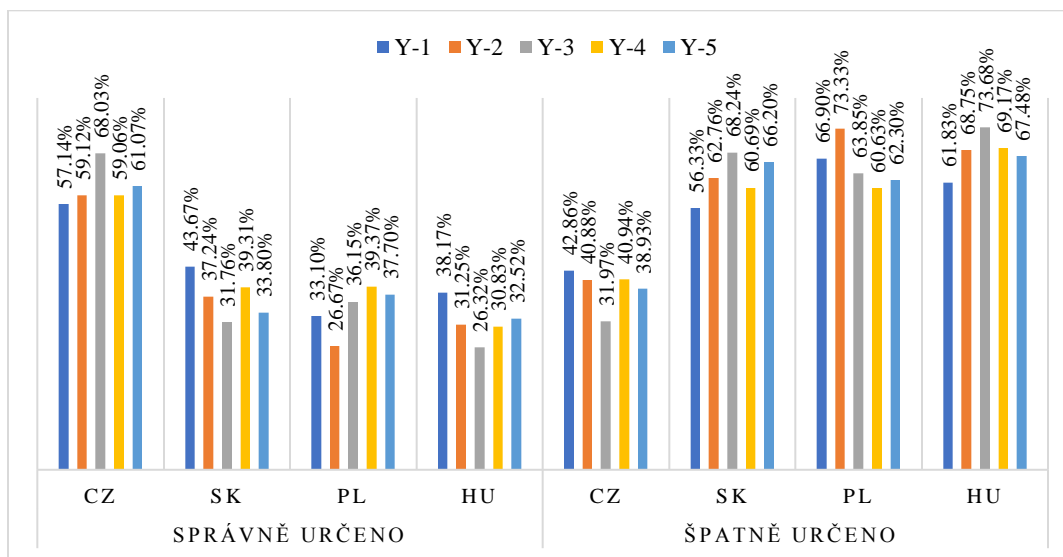
Tabulka 3 zobrazuje přesnost aktivních podniků testovanou modelem Z-skóre na státech Visegrádské skupiny.

Tabulka 3: Výsledky aktivních podniků Visegrádské skupiny testovaných Z-skóre modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Spolehlivost pro aktivní podniky testovány Z-skóre modelem							
Rok		Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	CZ	88	94	100	88	91
		SK	69	54	47	57	48
		PL	47	36	47	50	46
		HU	50	40	35	37	40
	Špatně určeno (počet)	CZ	66	65	47	61	58
		SK	89	91	101	88	94
		PL	95	99	83	77	76
		HU	81	88	98	83	83
Relativní četnost	Správně určeno	CZ	57,14%	59,12%	68,03%	59,06%	61,07%
		SK	43,67%	37,24%	31,76%	39,31%	33,80%
		PL	33,10%	26,67%	36,15%	39,37%	37,70%
		HU	38,17%	31,25%	26,32%	30,83%	32,52%
	Špatně určeno	CZ	42,86%	40,88%	31,97%	40,94%	38,93%
		SK	56,33%	62,76%	68,24%	60,69%	66,20%
		PL	66,90%	73,33%	63,85%	60,63%	62,30%
		HU	61,83%	68,75%	73,68%	69,17%	67,48%

Při zkoumání testovaných dat aktivních podniků Visegrádské skupiny byla zjištěna přesnost Z-skóre pro české podniky rok před bankrotem 57,14 %, což je nejnižší spolehlivost za celé sledované období pro české podniky. Nejvyšší přesnosti dosáhl model tři roky před bankrotem, kdy přesnost dosahovala 68 %, v ostatních obdobích se přesnost pohybovala velmi blízko 60 %. Pro slovenské podniky byla zjištěna přesnost jeden rok před bankrotem 43,67 %, což je zároveň nevyšší dosažená přesnost za celé sledované období. Nejnižší přesnosti model dosáhl tři roky před bankrotem a to necelých 32 %. U polských podniků přesnost jeden rok před bankrotem dosáhla 33,1 %, nejnižší přesnosti pro tento stát model dosáhl dva roky před bankrotem a to téměř 27 %. Čtyři roky před bankrotem model dosáhl 39,37 % což je nejvyšší přesnost pro polské podniky za sledované období. Pro maďarské podniky za sledované období model dosáhl nejvyšší přesnosti rok před bankrotem, přesnost dosáhla 38,17 %. Nejnižší hodnoty přesnosti model dosáhl tři roky před bankrotem, a to 26,32 %, v dalších letech sledovaného období se přesnost pohybovala okolo 30 %.

Graf 8 zobrazuje vývoj přesnosti modelu Z-skóre testovaného na aktivních podnicích států Visegrádské skupiny.



Graf 8: Vývoj přesnosti aktivních podniků Visegrádské skupiny testované Z-skóre modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Tabulka 4 uvádí celkovou spolehlivost Z-skóre modelu, testovaného na státech Visegrádské skupiny. Míra správné klasifikace pro české podniky jako jediná vychází vyšší než 50 % i přesto, že chyba II. druhu byla vyšší než 50 % ve většině sledovaných obdobích. Tyto

výsledky jsou zapříčiněny nevyrovnaným testovaným vzorkem, kde mnohonásobně převažoval počet aktivních podniků. U ostatních států se testovaný vzorek dá považovat za vyrovnaný.

Tabulka 4: Celková spolehlivost Z-skóre modelu (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Celková spolehlivost						
Rok	Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Míra správné klasifikace	CZ	55,62%	59,32%	67,08%	58,02%	59,51%
	SK	41,88%	38,82%	35,33%	41,07%	34,36%
	PL	42,51%	39,58%	42,55%	44,57%	41,72%
	HU	39,42%	32,09%	25,71%	32,28%	33,85%
Míra chyby	CZ	44,38%	40,68%	32,92%	41,98%	40,49%
	SK	58,12%	61,18%	64,67%	58,93%	65,64%
	PL	57,49%	60,42%	57,45%	55,43%	58,28%
	HU	60,58%	67,91%	74,29%	67,72%	66,15%

Tento model se ukázal jako ne příliš spolehlivý k predikci bankrotu podniku. Míra celkové správné klasifikace ve všech státech (zohledníme-li, že pro české podniky nemáme relevantní výsledky) je nižší než 50 %, z tohoto vyplývá, že lepší spolehlivosti bychom dosáhli náhodným výběrem.

2.2 Zhodnocení efektivity lineárního pravděpodobnostního modelu

Pro testování spolehlivosti byl použit lineární pravděpodobnostní model autorů Elisabete S. Vieira, Carlos Phino, Carla Correia. Tento model je popsán v teoretické části bakalářské práce v kapitole 1.5.2 (rovnice č. 3). Autoři tohoto modelu v článku přesnost pro bankrotní ani pro aktivní podniky neuvádí. Jako hranice, kdy je podnik označen za bankrotní, je považována $p \geq 0,5$; a zase naopak hranice, kdy byl podnik označen za aktivní, je považována $p < 0,5$. Tyto hranice platí u všech pravděpodobnostních modelů v této kapitole bakalářské práce.

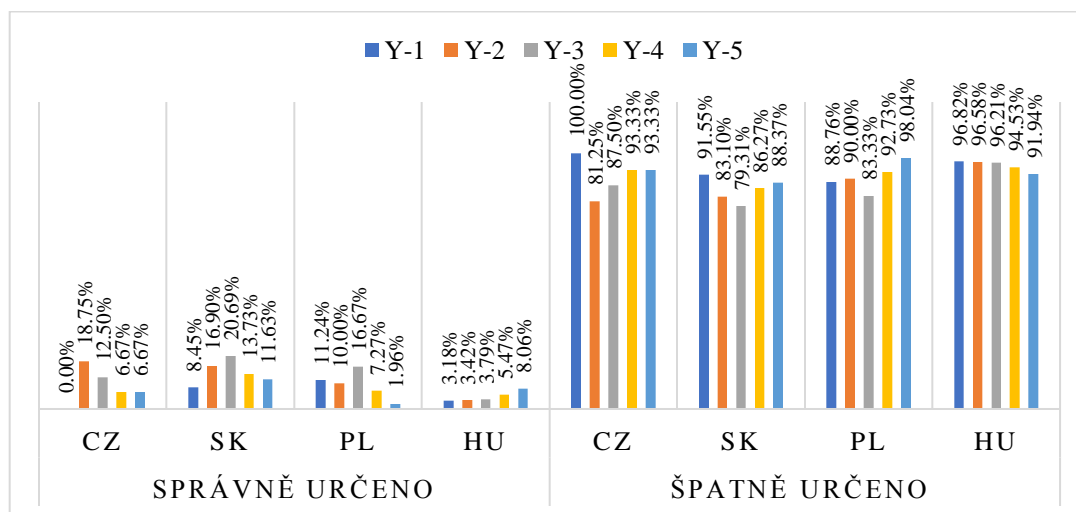
Tabulka 5 uvádí výsledky testovaných bankrotních podniků Visegrádské skupiny lineárním pravděpodobnostním modelem.

Tabulka 5: Výsledky bankrotních podniků Visegrádské skupiny testované lineárním pravděpodobnostním modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Spolehlivost pro bankrotní podniky testované LPM							
Rok		Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	CZ	0	3	2	1	1
		SK	10	8	11	4	1
		PL	10	8	11	4	1
		HU	5	5	5	7	10
	Špatně určeno (počet)	CZ	18	13	14	14	14
		SK	65	59	46	44	38
		PL	79	72	55	51	50
		HU	152	141	127	121	114
Relativní četnost	Správně určeno	CZ	0,00%	18,75%	12,50%	6,67%	6,67%
		SK	8,45%	16,90%	20,69%	13,73%	11,63%
		PL	11,24%	10,00%	16,67%	7,27%	1,96%
		HU	3,18%	3,42%	3,79%	5,47%	8,06%
	Špatně určeno	CZ	100,00%	81,25%	87,50%	93,33%	93,33%
		SK	91,55%	83,10%	79,31%	86,27%	88,37%
		PL	88,76%	90,00%	83,33%	92,73%	98,04%
		HU	96,82%	96,58%	96,21%	94,53%	91,94%

Spolehlivost lineárního pravděpodobnostního modelu pro bankrotní podniky byla zjištěna velmi nízká. Rok před bankrotem tento model dosahoval nejvyšší přesnosti a to 11,24 % pro polské podniky, v ostatních státech tato přesnost byla podstatně nižší a pro české podniky 0 %. V následujících pěti letech přesnost pro maďarské podniky mírně stoupala, nejvyšší přesnosti model dosáhl 5 let před bankrotem a to 8,06 %. Pro další státy v dalších letech tato přesnost kolísala. Pro Českou republiku model dosáhl přesnosti 18,75 % dva roky před bankrotem, v dalších letech klesala, čtvrtý a pátý rok před bankrotem se tato přesnost ustálila na 6,67 %. Model dosáhl nejvyšší přesnosti necelých 21 % u slovenských podniků, a to tři roky před bankrotem, v ostatních letech se pohybovala přesnost okolo 10 až 15 %. V případě Polských podniků, nejvyšší přesnosti model dosáhl taktéž třetí rok před bankrotem a to 16,67 %, celkově si ve třech letech před bankrotem udržel přesnost nad 10 %, poté ve dvou letech klesla na necelé 2 %.

V Grafu 9 je názorně vidět vývoj přesnosti pro bankrotní podniky lineárního pravděpodobnostního modelu testovaného na státech Visegrádské skupiny.



Graf 9: Vývoj přesnosti lineární pravděpodobnostní model pro bankrotní podniky Visegrádské skupiny

(Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

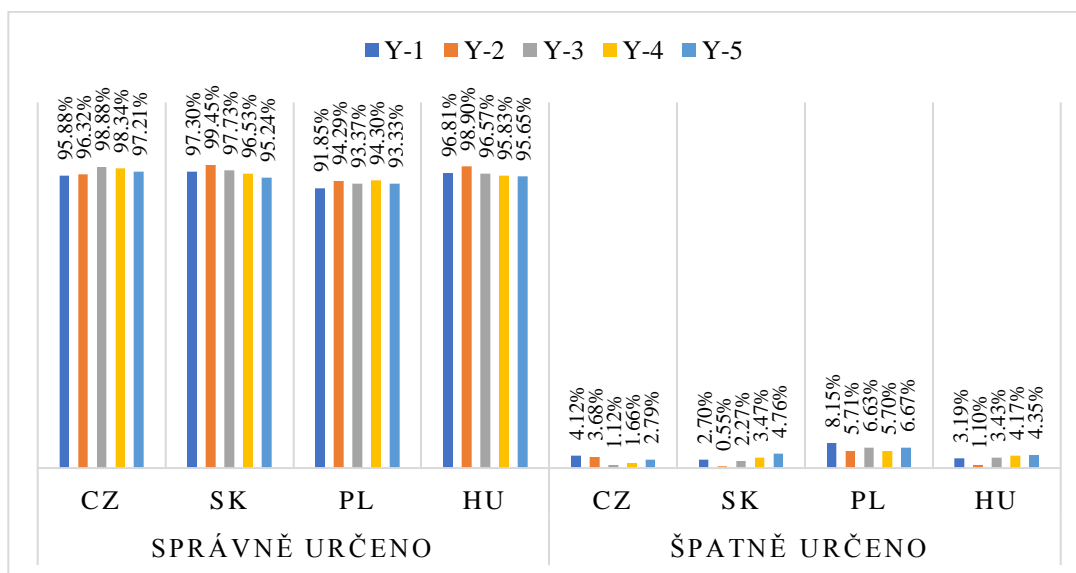
V tabulce 6 jsou uvedeny výsledky testování pro aktivní podniky Visegrádské skupiny lineárního pravděpodobnostního modelu.

Tabulka 6: Výsledky aktivních podniků Visegrádské skupiny testovaných lineárním pravděpodobnostním modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Spolehlivost pro aktivní podniky testované LPM							
Rok		Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	CZ	186	183	177	178	174
		SK	180	181	172	167	160
		PL	169	165	155	149	140
		HU	182	180	169	161	154
	Špatně určeno (počet)	CZ	8	7	2	3	5
		SK	5	1	4	6	8
		PL	15	10	11	9	10
		HU	6	2	6	7	7
Relativní četnost	Správně určeno	CZ	95,88%	96,32%	98,88%	98,34%	97,21%
		SK	97,30%	99,45%	97,73%	96,53%	95,24%
		PL	91,85%	94,29%	93,37%	94,30%	93,33%
		HU	96,81%	98,90%	96,57%	95,83%	95,65%
	Špatně určeno	CZ	4,12%	3,68%	1,12%	1,66%	2,79%
		SK	2,70%	0,55%	2,27%	3,47%	4,76%
		PL	8,15%	5,71%	6,63%	5,70%	6,67%
		HU	3,19%	1,10%	3,43%	4,17%	4,35%

Spolehlivost lineárního pravděpodobnostního modelu pro aktivní podniky byla zjištěna téměř 100%. Ve všech sledovaných obdobích a pro všechny státy se přesnost pohybovala nad 90 %. Nevyšší přesnosti tento model dosáhl dva roky před bankrotem pro slovenské podniky a to 99,45 %. Nejnižší přesnosti model dosáhl rok před bankrotem u polských podniků a to 91,85 %.

V Grafu 10 můžeme vidět vývoj přesnosti pro aktivní podniky V4 testované lineárním pravděpodobnostním modelem, tj. že aktivní podnik byl správně označen za aktivní.



Graf 10: Vývoj přesnosti lineárního pravděpodobnostního modelu pro aktivní podniky Visegrádské skupiny

(Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Tabulka 7 zobrazuje celkovou přesnost lineárního pravděpodobnostního modelu, který byl otestován na podnicích států Visegrádské skupiny.

Tabulka 7: Celková spolehlivost testována lineárním pravděpodobnostním modelem na podnicích Visegrádské skupiny lineárního pravděpodobnostního modelu (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeu)

Celková spolehlivost						
Rok	Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Míra správné klasifikace	CZ	87,74%	90,29%	91,79%	91,33%	90,21%
	SK	73,08%	75,90%	78,54%	77,38%	77,78%
	PL	65,57%	67,84%	71,55%	71,83%	70,15%
	HU	54,20%	56,40%	56,68%	56,76%	57,54%
Míra chyby	CZ	12,26%	9,71%	8,21%	8,67%	9,79%
	SK	26,92%	24,10%	21,46%	22,62%	22,22%
	PL	34,43%	32,16%	28,45%	28,17%	29,85%
	HU	45,80%	43,60%	43,32%	43,24%	42,46%

Výsledná přesnost tohoto modelu se pohybuje minimálně okolo 55 %, a to u maďarských podniků. U slovenských, polských a českých podniků tato přesnost je podstatně vyšší, své nejvyšší celkové spolehlivosti model dosáhl u českých podniků tři roky před bankrotem. Tyto výsledky jsou zapříčiněny nevyrovnaným vzorkem, kde bylo velmi malé množství bankrotních podniků v porovnání s aktivním vzorkem. Když se podíváme do tabulky č. 3, tak můžeme vidět, že v případě bankrotních podniků České republiky vzniká chyba II. typu ve 100 % případů testování. Z tohoto vyplývá, že i přesto, že celková přesnost pro české podniky rok před bankrotem je 87,74 %, tak tento výsledek není považován za relevantní. Jako relevantní výsledek je možno považovat přesnost polských a maďarských podniků, kde byl testovaný vzorek vyrovnaný.

2.3 Zhodnocení efektivnosti logit modelu

V této kapitole je testována efektivnost logit modelu od týž samých autorů jako lineární pravděpodobnostní model. Rovnice tohoto modelu je taktéž popsána v kapitole 1.5.2 (rovnice č. 2). Přesnost tohoto modelu autoři taktéž neuvádí.

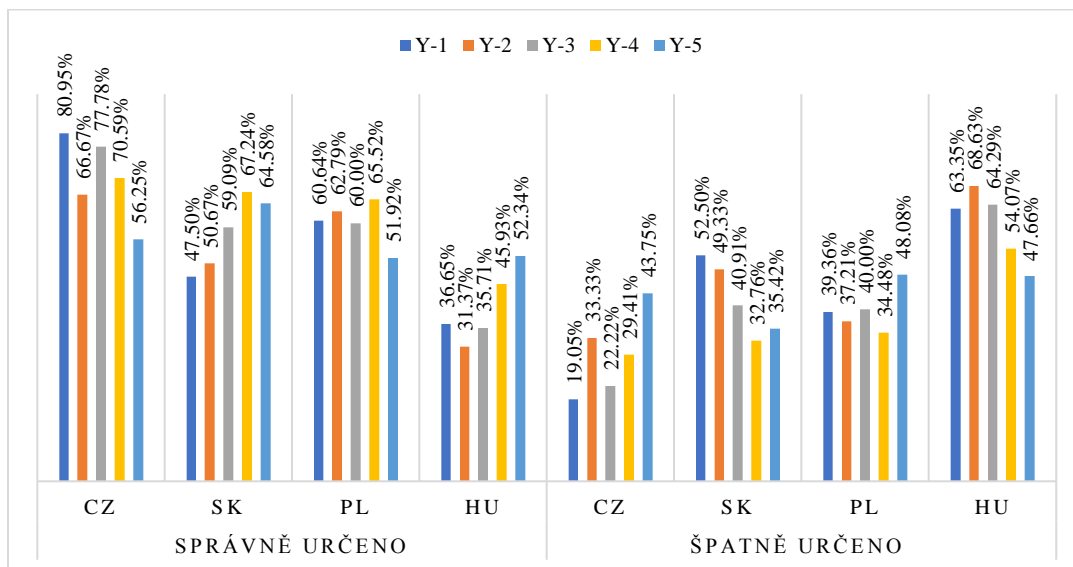
Tabulka 8 uvádí přesnost pro bankrotní podniky Visegrádské skupiny testované logit modelem.

Tabulka 8: Výsledky bankrotních podniků Visegrádské skupiny testované logit modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Spolehlivost pro bankrotní podniky testované logit modelem							
Rok		Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	CZ	17	12	14	12	9
		SK	38	38	39	39	31
		PL	57	54	42	38	27
		HU	59	48	50	62	67
	Špatně určeno (počet)	CZ	4	6	4	5	7
		SK	42	37	27	19	17
		PL	37	32	28	20	25
		HU	102	105	90	73	61
Relativní četnost	Správně určeno	CZ	80,95%	66,67%	77,78%	70,59%	56,25%
		SK	47,50%	50,67%	59,09%	67,24%	64,58%
		PL	60,64%	62,79%	60,00%	65,52%	51,92%
		HU	36,65%	31,37%	35,71%	45,93%	52,34%
	Špatně určeno	CZ	19,05%	33,33%	22,22%	29,41%	43,75%
		SK	52,50%	49,33%	40,91%	32,76%	35,42%
		PL	39,36%	37,21%	40,00%	34,48%	48,08%
		HU	63,35%	68,63%	64,29%	54,07%	47,66%

Logit model rok před bankrotem pro české podniky správně označil téměř 81 % podniků, v tomto případě dosáhl nejvyšší přesnosti za sledované období pro všechny sledované státy. Nejnižší přesnost model vykázal na maďarských podnicích, kde rok před bankrotem správně označil pouze 36,65 %, paradoxně nejvyšší přesnosti pro maďarské podniky model dosáhl pět let před bankrotem, a to 52,34 %. Pro slovenské podniky rok před bankrotem dosáhl přesnosti 47,5 %, tato přesnost je nejnižší za celé sledované období pro slovenské podniky, nejvyšší přesnost dosáhl čtyři roky před bankrotem. U polských podniků přesnost kolísala rok před bankrotem až čtyři roky před bankrotem nad 60 %, až pátý rok před bankrotem přesnost klesla o více než 10 %.

Graf 11 uvádí přesnost logit modelu pro bankrotní podniky Visegrádské skupiny pro jednotlivé roky sledovaného období.



Graf 11: Vývoj přesnosti logit modelu pro bankrotní podniky Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

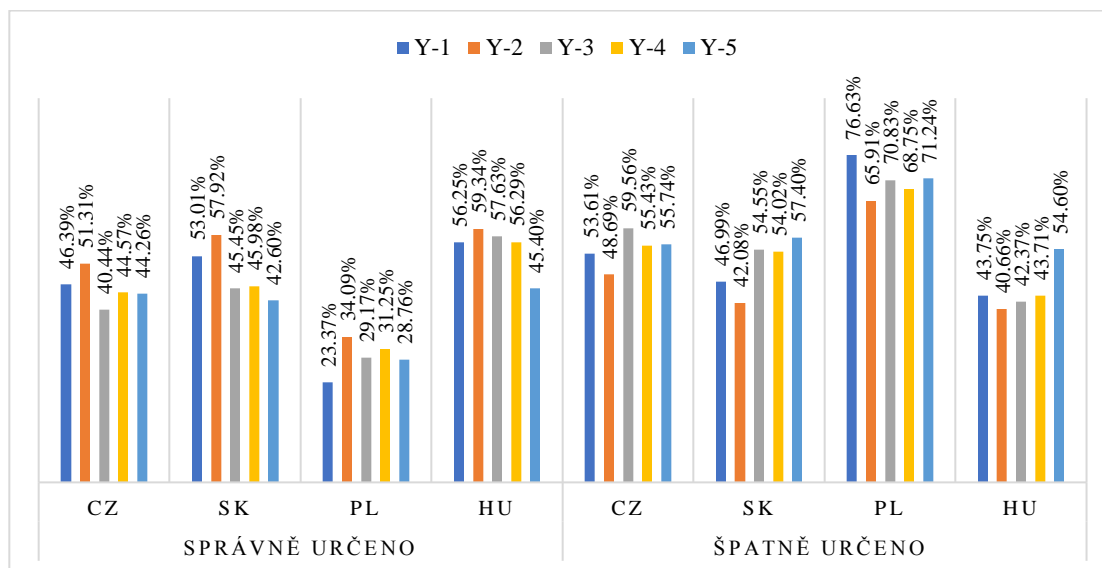
Tabulka 9 uvádí výsledky spolehlivosti logit modelu pro aktivní podniky Visegrádské skupiny.

Tabulka 9: Výsledky aktivních podniků Visegrádské skupiny testované logit modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Spolehlivost pro aktivní podniky testované logit modelem							
Rok		Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	CZ	90	98	74	82	81
		SK	97	106	80	80	72
		PL	43	60	49	50	44
		HU	108	108	102	94	74
	Špatně určeno (počet)	CZ	104	93	109	102	102
		SK	86	77	96	94	97
		PL	141	116	119	110	109
		HU	84	74	75	73	89
Relativní četnost	Správně určeno	CZ	46,39%	51,31%	40,44%	44,57%	44,26%
		SK	53,01%	57,92%	45,45%	45,98%	42,60%
		PL	23,37%	34,09%	29,17%	31,25%	28,76%
		HU	56,25%	59,34%	57,63%	56,29%	45,40%
	Špatně určeno	CZ	53,61%	48,69%	59,56%	55,43%	55,74%
		SK	46,99%	42,08%	54,55%	54,02%	57,40%
		PL	76,63%	65,91%	70,83%	68,75%	71,24%
		HU	43,75%	40,66%	42,37%	43,71%	54,60%

Spolehlivost logit modelu pro české podniky se pohybuje okolo 40 % celé sledované období, až na dva roky před bankrotem, kdy přesnost tohoto modelu dosáhla více než 50% spolehlivosti. Pro slovenské podniky se míra spolehlivosti jeví mnohem příznivěji, kdy rok před bankrotem spolehlivost dosáhla 53 % a dva roky před bankrotem téměř 58 %. Ve zbylých obdobích se spolehlivost pohybovala okolo 45 %. Pro polské podniky tento model prokázal nejhorší prediktivní schopnost, spolehlivost se pohybovala během celého sledovaného období na nejvýš u 34 %. Na druhou stranu, výsledky prediktivní schopnosti pro maďarské podniky se ukazují za mnohem příznivější, ve čtyřech obdobích spolehlivost modelu neklesla pod 50 %. Až pět let před bankrotem model dosáhl 45% spolehlivosti.

Graf 12 uvádí vývoj spolehlivosti logit modelu pro aktivní podniky Visegrádské skupiny za sledované období.



Graf 12: Vývoj přesnosti logit modelu pro aktivní podniky V4 (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Tabulka 10 zobrazuje celkovou spolehlivost logit modelu testovaného na podnicích Visegrádské skupiny.

Tabulka 10: Celková spolehlivost logit modelu (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Celková spolehlivost						
Rok	Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Míra správné klasifikace	CZ	49,77%	52,63%	43,78%	46,77%	45,23%
	SK	51,33%	55,81%	49,17%	51,29%	47,47%
	PL	35,97%	43,51%	38,24%	40,37%	34,63%
	HU	47,31%	46,57%	47,95%	51,66%	48,45%
Míra chyby	CZ	50,23%	47,37%	56,22%	53,23%	54,77%
	SK	48,67%	44,19%	50,83%	48,71%	52,53%
	PL	64,03%	56,49%	61,76%	59,63%	65,37%
	HU	52,69%	53,43%	52,05%	48,34%	51,55%

Tento model není příliš vhodný pro predikci bankrotu pro tyto státy. Jeho spolehlivost je velmi nevyrovnaná, ku příkladu rok před bankrotem u českých podniků model označil s 80% přesností pro bankrotní podniky, z čehož vyplývá, že chyba II. druhu vznikla jen ve 20 % případů. Kdežto spolehlivost pro aktivní podniky České republiky rok před bankrotem se pohybovala pouze okolo 46 %, z čehož vyplývá, že chyba I. druhu vznikla v 54 % případů. U maďarských podniků tato situace vypadala přesně naopak, chyba II. druhu vznikla v 63 % případů a chyba I. druhu vznikla ve 44 % případů. Taková nevyrovnanost je dána tím, že tento model byl původně zkonstruován na datech portugalského stavebního průmyslu.

2.4 Zhodnocení efektivity Probit modelu

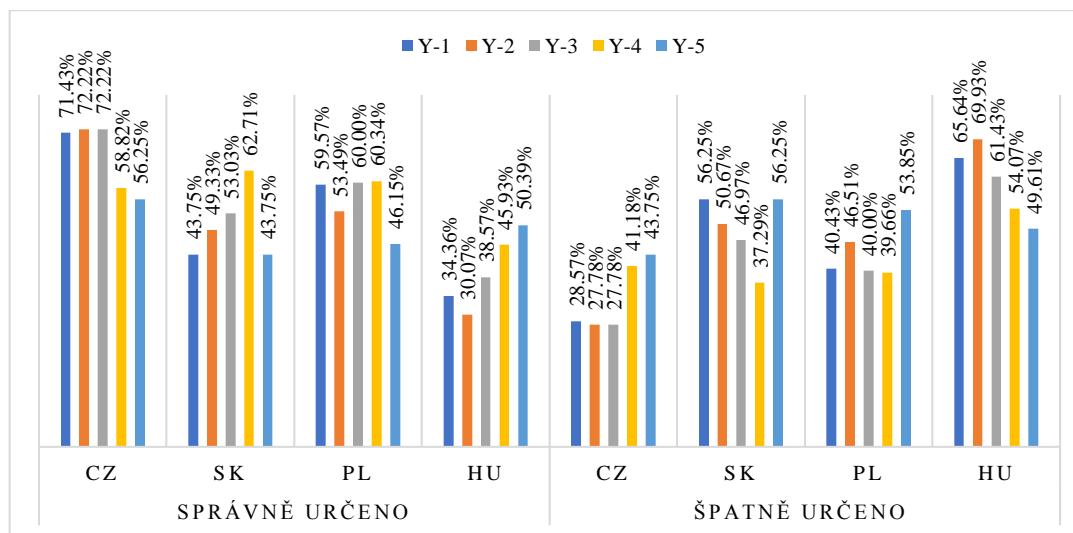
Tato kapitola je zaměřena na testování efektivity probit modelu, jehož rovnice je popsána v teoretické části bakalářské práce v kapitole 1.5.2 (rovnice č. 4). Autoři tohoto modelu jsou totožní jako u předchozích dvou kapitol.

Tabulka 11 uvádí spolehlivost probit modelu testovaného na bankrotních podnicích Visegrádské skupiny.

Tabulka 11: Výsledky bankrotních podniků Visegrádské skupiny testované probit modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Spolehlivost pro bankrotní podniky testované probit modelem							
Rok		Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	CZ	15	13	13	10	9
		SK	35	37	35	37	21
		PL	56	46	42	35	24
		HU	56	46	54	62	65
	Špatně určeno (počet)	CZ	6	5	5	7	7
		SK	45	38	31	22	27
		PL	38	40	28	23	28
		HU	107	107	86	73	64
Relativní četnost	Správně určeno	CZ	71,43%	72,22%	72,22%	58,82%	56,25%
		SK	43,75%	49,33%	53,03%	62,71%	43,75%
		PL	59,57%	53,49%	60,00%	60,34%	46,15%
		HU	34,36%	30,07%	38,57%	45,93%	50,39%
	Špatně určeno	CZ	28,57%	27,78%	27,78%	41,18%	43,75%
		SK	56,25%	50,67%	46,97%	37,29%	56,25%
		PL	40,43%	46,51%	40,00%	39,66%	53,85%
		HU	65,64%	69,93%	61,43%	54,07%	49,61%

Graf 13 uvádí spolehlivost probit modelu pro bankrotní podniky Visegrádské skupiny za sledované období.



Graf 13: Vývoj přesnosti probit modelu pro bankrotní podniky Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Probit model nejlépe klasifikoval rok před bankrotem české bankrotní podniky, kde dosáhl přesnosti 71,43 %, v následujících dvou letech ještě tato přesnost mírně vzrostla. Tento model si vedl dobře i u polských podniků, kde rok před bankrotem správně klasifikoval téměř 60 % podniků. U ostatních států si probit model vedl ne dobře, protože spolehlivost rok před bankrotem se pohybovala velmi nízko.

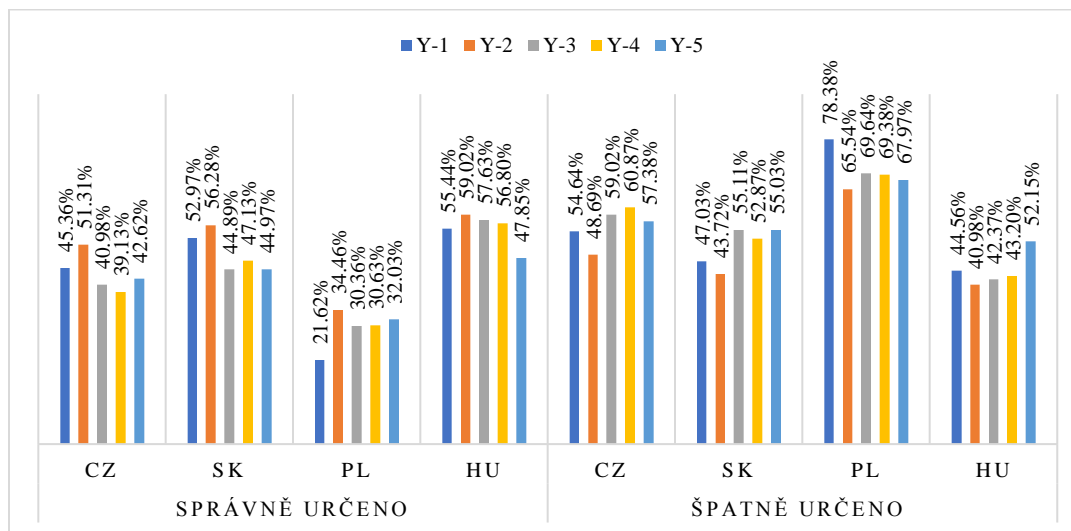
Tabulka 12 zobrazuje výsledky spolehlivosti probit modelu testovaného na podnicích Visegrádské skupiny.

Tabulka 12: Výsledky aktivních podniků Visegrádské skupiny testované probit modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Spolehlivost pro aktivní podniky testované probit modelem							
Rok		Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	CZ	88	98	75	72	78
		SK	98	103	79	82	76
		PL	40	61	51	49	49
		HU	107	108	102	96	78
	Špatně určeno (počet)	CZ	106	93	108	112	105
		SK	87	80	97	92	93
		PL	145	116	117	111	104
		HU	86	75	75	73	85
Relativní četnost	Správně určeno	CZ	45,36%	51,31%	40,98%	39,13%	42,62%
		SK	52,97%	56,28%	44,89%	47,13%	44,97%
		PL	21,62%	34,46%	30,36%	30,63%	32,03%
		HU	55,44%	59,02%	57,63%	56,80%	47,85%
	Špatně určeno	CZ	54,64%	48,69%	59,02%	60,87%	57,38%
		SK	47,03%	43,72%	55,11%	52,87%	55,03%
		PL	78,38%	65,54%	69,64%	69,38%	67,97%
		HU	44,56%	40,98%	42,37%	43,20%	52,15%

Rok před bankrotem probit model dosáhl nevyšší spolehlivosti u maďarských podniků, kde správně klasifikoval 55,44 % podniků. V následujících letech dosáhl mírně vyšší spolehlivosti, až na poslední období. Nejhorší výsledky probit model prokázal na testování polských podniků, kdy rok před bankrotem dosáhl spolehlivosti pouze 21,62 %, v následujících obdobích se přesnost modelu zlepšila téměř o 10 %, ale i přes tento fakt výsledky pro polské podniky byly nejhorší. Pro slovenské a české podniky spolehlivost modelu se pohybuje okolo 50 % rok před bankrotem.

Graf 14 znázorňuje vývoj spolehlivosti správné klasifikace pro aktivní podniky Visegrádské skupiny testované probit modelem.



Graf 14: Vývoj přesnosti probit modelu pro aktivní podniky Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Tabulka 13 zobrazuje celkovou spolehlivost probit modelu pro podniky Visegrádské skupiny za sledované období.

Tabulka 13: Celková spolehlivost probit modelu (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Celková spolehlivost						
Rok	Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Míra správné klasifikace	CZ	47,91%	53,11%	43,78%	40,80%	43,72%
	SK	50,19%	54,26%	47,11%	51,07%	44,70%
	PL	34,41%	40,68%	39,08%	38,53%	35,61%
	HU	45,79%	45,83%	49,21%	51,97%	48,97%
Míra chyby	CZ	52,09%	46,89%	56,22%	59,20%	56,28%
	SK	49,81%	45,74%	52,89%	48,93%	55,30%
	PL	65,59%	59,32%	60,92%	61,47%	64,39%
	HU	54,21%	54,17%	50,79%	48,03%	51,03%

Probit model prokázal velmi dobrou schopnost správné klasifikace bankrotních podniků pro české podniky rok před bankrotem. V ostatních případech jeho výsledky byly průměrné, v některých obdobích až podprůměrné. Na příklad u polských podniků rok před bankrotem chyba II. druhu vznikla ve 40 % případů, ve stejném období chyba I. druhu vznikla téměř v 80 % případů, proto jeho celková spolehlivost vychází tak nízká. Větší míry správné klasifikace bychom dosáhli náhodným výběrem, což platí pro většinu sledovaných období a

pro všechny sledované státy. Jen v málo případech celková spolehlivost dosáhla vyšších hodnot než 50 %. Z těchto výsledků vyplývá, že model není vhodný pro šetření podniků Visegrádské skupiny.

2.5 Zhodnocení efektivity klasifikačního stromu

V této kapitole bude testována přesnost klasifikačního stromu, autoři jsou Leonardo Di Marco a Luciano Nieddu. Tento strom je popsán v kapitole 1.5.3 (obrázek č. 2), autoři neuvádí jeho přesnost.

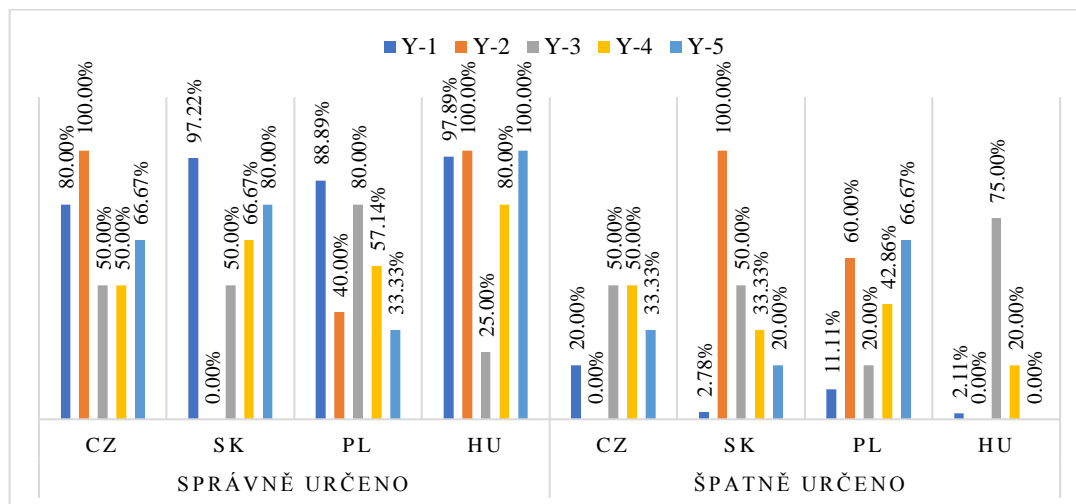
Tabulka 14 uvádí přesnost testování klasifikačního stromu bankrotních podniků Visegrádské skupiny.

Tabulka 14: Výsledky bankrotních podniků Visegrádské skupiny testované klasifikačním stromem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Spolehlivost pro bankrotní podniky testované klasifikačním stromem							
Rok		Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	CZ	8	3	1	1	2
		SK	35	0	2	2	4
		PL	56	4	12	4	2
		HU	93	2	1	4	6
	Špatně určeno (počet)	CZ	2	0	1	1	1
		SK	1	2	2	1	1
		PL	7	6	3	3	4
		HU	2	0	3	1	0
Relativní četnost	Správně určeno	CZ	80,00%	100,00%	50,00%	50,00%	66,67%
		SK	97,22%	0,00%	50,00%	66,67%	80,00%
		PL	88,89%	40,00%	80,00%	57,14%	33,33%
		HU	97,89%	100,00%	25,00%	80,00%	100,00%
	Špatně určeno	CZ	20,00%	0,00%	50,00%	50,00%	33,33%
		SK	2,78%	100,00%	50,00%	33,33%	20,00%
		PL	11,11%	60,00%	20,00%	42,86%	66,67%
		HU	2,11%	0,00%	75,00%	20,00%	0,00%

Klasifikační strom v prvních dvou letech před bankrotem dosáhl nejnižší přesnosti u českých podniků, a to 80 %. V porovnání s ostatními modely je to velmi příznivý výsledek. Výsledky u polských podniků se pohybují okolo 90 %, u slovenských a maďarských podniků přesnost dosahuje téměř 100 %. V dalších letech tato přesnost znatelně klesla, protože se výrazně snížila i velikost vzorku, takže tyto výsledky nejsou velmi relevantní.

Graf 15 uvádí spolehlivost klasifikačního stromu testovaného na bankrotních podnicích Visegrádské skupiny.



Graf 15: Vývoj přesnosti klasifikačního stromu pro bankrotní podniky Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

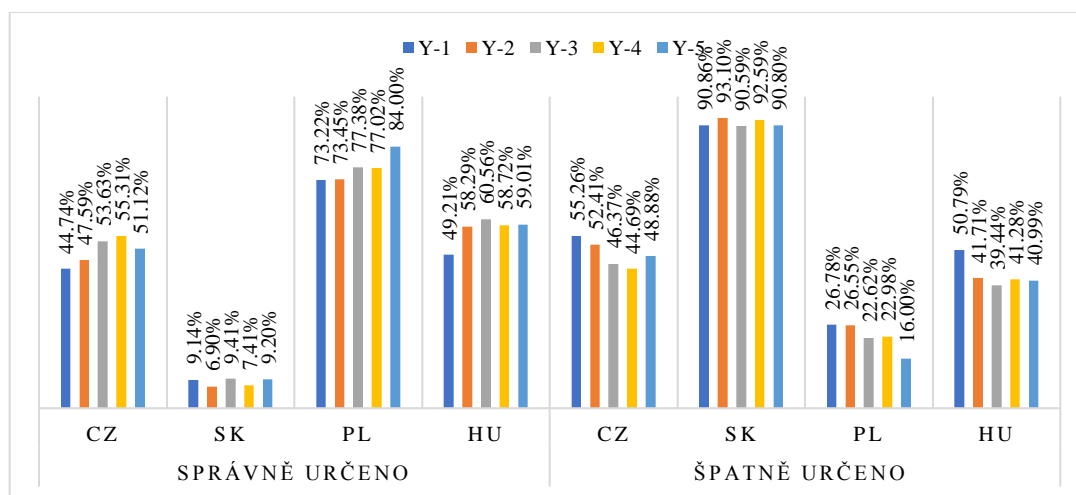
Tabulka 15 uvádí přesnost testování klasifikačního stromu na aktivních podnicích Visegrádské skupiny.

Tabulka 15: Výsledky aktivních podniků Visegrádské skupiny testované klasifikačním stromem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Spolehlivost pro aktivní podniky testovány klasifikačním stromem							
Rok		Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Absolutní četnost	Správně určeno (počet)	CZ	85	89	96	99	91
		SK	16	12	16	12	15
		PL	134	130	130	124	126
		HU	93	109	109	101	95
	Špatně určeno (počet)	CZ	105	98	83	80	87
		SK	159	162	154	150	148
		PL	49	47	38	37	24
		HU	96	78	71	71	66
Relativní četnost	Správně určeno	CZ	44,74%	47,59%	53,63%	55,31%	51,12%
		SK	9,14%	6,90%	9,41%	7,41%	9,20%
		PL	73,22%	73,45%	77,38%	77,02%	84,00%
		HU	49,21%	58,29%	60,56%	58,72%	59,01%
	Špatně určeno	CZ	55,26%	52,41%	46,37%	44,69%	48,88%
		SK	90,86%	93,10%	90,59%	92,59%	90,80%
		PL	26,78%	26,55%	22,62%	22,98%	16,00%
		HU	50,79%	41,71%	39,44%	41,28%	40,99%

Výsledky klasifikačního stromu pro aktivní podniky nejsou už tak příznivé, jak pro bankrotní podniky. Jak můžeme vidět, tak nejvyšší přesnosti bylo dosaženo u polských podniků pět let před bankrotem. U ostatních států přesnost rok před bankrotem nedosahuje ani 50 %, s odstupem času se přesnost zlepšuje, i přesto nedosahuje příznivých výsledků. Dále je nutné podotknout, že přesnost pro slovenské podniky je velmi nízká, ze všech sledovaných období přesnost nepřesáhla 10 %.

Graf 16 uvádí spolehlivost klasifikačního stromu testovaného na aktivních podnicích Visegrádské skupiny.



Graf 16: Vývoj přesnosti klasifikačního stromu pro aktivní podniky Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Tabulka 16 uvádí celkovou spolehlivost klasifikačního stromu pro podniky Visegrádské skupiny.

Tabulka 16: Celková spolehlivost klasifikačního stromu (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Celková spolehlivost						
Rok	Stát	Y-1	Y-2	Y-3	Y-4	Y-5
Míra správné klasifikace	CZ	46,50%	48,42%	53,59%	55,25%	51,38%
	SK	24,17%	6,82%	10,34%	8,48%	11,31%
	PL	77,24%	71,66%	77,60%	76,19%	82,05%
	HU	65,49%	58,73%	59,78%	59,32%	60,48%
Míra chyby	CZ	53,50%	51,58%	46,41%	44,75%	48,62%
	SK	75,83%	93,18%	89,66%	91,52%	88,69%
	PL	22,76%	28,34%	22,40%	23,81%	17,95%
	HU	34,51%	41,27%	40,22%	40,68%	39,52%

Ačkoliv si tento klasifikační strom při predikci bankrotních podniků vedl velmi dobře, tak je výsledná spolehlivost rok před bankrotem u slovenských a českých podniků velmi nízká, náhodným výběrem podniků bychom dosáhli vyšší přesnosti. Výsledky pro maďarské podniky jsou mírně příznivější než u předešlých zmíněných států, zde klasifikační strom dosáhl přesnosti 65,5 %. Nejlepší přesnosti bylo dosaženo u polských podniků, kde tento strom dosáhl celkové přesnosti téměř 80 %, v porovnání s ostatními výsledky jsou tyto výsledky přijatelné.

2.6 Testování prediktorů bankrotu

V této kapitole se budu zabývat testováním proměnných z mnou vybraných bankrotních modelů, které jsou uvedeny v kapitole 1.6, zda jsou statisticky významnými prediktory bankrotu. Jako statisticky významný prediktor bankrotu je považována ta proměnná, jejíž střední hodnota je statisticky významně odlišná pro aktivní podniky a podniky schylující se k bankrotu na hladině významnosti $\alpha_{0,05}$.

Aby bylo možné provést test o shodnosti středních hodnot, je nejprve nutné provést test o shodnosti rozptylů, tzv. F-test. Zde testujeme, zda vybrané proměnné mají shodné nebo rozdílné rozptyly. Nejprve je nutné si stanovit příslušné hypotézy: $H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2$ (hypotéza H_0 nám říká, že vybraný vzorek má shodné rozptyly); $H_1: \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$ (hypotéza H_1 nám říká, že vybraný vzorek má rozdílné rozptyly). Výsledek F-testu je ve formě tzv. p-hodnoty. Pokud $p\text{-hodnota} < \alpha_{0,05}$, tak zamítáme nulovou hypotézu (H_0) a přijímáme alternativní hypotézu (H_1) na hladině významnosti $\alpha_{0,05}$. Výsledky F-testu uvádí tabulka 17.

Tabulka 17: Výsledky F-testu pro jednotlivé proměnné (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Stát/ Ukazatel	CZ	SK	PL	HU
P-hodnota				
CFA	0,0004102432	0,0000000000	0,0000000000	0,0000000000
Debt	0,0000000000	0,0000000000	0,0000000000	0,0000000000
CR (X1)	0,0000047908	0,0000000000	0,0000000000	0,0000000000
ROA (X7)	0,0027678014	0,0000000000	0,0000000000	0,0000000000
ATR	0,0000000000	0,0000000000	0,0000000000	0,0000000000
WRC	0,0135199393	0,0000000000	0,0040911377	0,0000000000
NSM	0,0000000000	0,0000035604	0,0000000000	0,0000000000
ROE	0,0000000000	0,0000000000	0,0000000002	0,0000000002
X4	0,0000000000	0,0000000000	0,0000000179	0,0000000000
X5	0,0000000000	0,0000011365	0,0021564206	0,0000000000
X12	0,0000000000	0,0000000000	0,0000000000	0,0000000000
X13	0,0000000000	0,0000000000	0,0000000000	0,0000000000
X17	0,0000000000	0,1652879142	0,0001340914	0,0000000085
ROS	0,0000000000	0,0006128826	0,0000000000	0,0000000000
FCS	0,0000000000	0,0286217991	0,0000000000	0,0000000000
FPC	0,0230095644	0,0000000000	0,0000000000	0,0000000000

Po provedeném F-testu vidíme, že shodnost rozptylů vychází jen u proměnné X_{17} s daty slovenských podniků. Protože známe výsledky F-testu, je možné provést test o shodnosti středních hodnot, tzv. T-test. Aby bylo možné provést T-test, je rovněž nutné stanovit příslušné hypotézy: $H_0: \mu_1 = \mu_2$ (hypotéza H_0 nám říká, že střední hodnoty jsou shodné); $H_1: \mu_1 \neq \mu_2$ (hypotéza H_1 nám říká, že střední hodnoty nejsou shodné). Výpočty T-testu jsou přizpůsobeny na základě shodnosti, nebo rozdílnosti rozptylů, výsledek je taktéž ve formě p-hodnoty. Pokud $p\text{-hodnota} < \alpha_{0,05}$, tak zamítáme nulovou hypotézu (H_0) a přijímáme alternativní hypotézu (H_1) na hladině významnosti $\alpha_{0,05}$. Výsledky T-testu uvádí tabulka 18.

Tabulka 18: Výsledky T-testu pro jednotlivé proměnné (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Stát/ Ukazatel	CZ	SK	PL	HU
P-hodnota				
CFA	0,0004946172	0,3203596756	0,8144830894	0,3552281937
Debt	0,0050628120	0,2627500987	0,6895087363	0,0343466087
CR (X1)	0,0000001245	0,0222165556	0,0518563538	0,1122089432
ROA (X7)	0,4290921842	0,3094819310	0,1987348444	0,7215672722
ATR	0,4646506480	0,2510672754	0,3480131079	0,4180077118
WRC	0,6510457913	0,2084024020	0,0584126139	0,0000000001
NSM	0,4033762794	0,8764531148	0,2125074963	0,5081494320
ROE	0,6564347045	0,3180511418	0,7769293568	0,1262215479
X4	0,0076723181	0,3851192944	0,0142653702	0,2674767448
X5	0,6835915002	0,8776934569	0,0821159300	0,3350347228
X12	0,2513695755	0,4305113003	0,1133037739	0,0000541032
X13	0,0059396076	0,2625455880	0,8658232358	0,1264584438
X17	0,1952499305	0,7982286676	0,4090636291	0,1147682764
ROS	0,5077243494	0,3048488847	0,2441249274	0,5386407049
FCS	0,3625834371	0,0911235179	0,6966646796	0,9656590863
FPC	0,3892836646	0,3456980721	0,0427556648	0,0000002110

Nejvíce statisticky významně odlišných proměnných vychází pro podniky české republiky, a to pro proměnné CFA (CF/celková aktiva), Debt (závazky/celková aktiva), CR (krátkodobá aktiva/krátkodobé závazky), X₄ (EBIT/nákladové úroky) a X₁₃ ((Krátkodobá aktiva – krátkodobé závazky)/celková aktiva). Pro slovenské podniky, z vybraných proměnných vychází jako významný prediktor pouze ukazatel CR (X₁). U polských podniků je o něco více významných prediktorů, a to ukazatel X₄ a FPC (finanční výnosy-finanční náklady). U maďarských podniků vychází čtyři statisticky významné proměnné, a to Debt, WRC (pracovní kapitál/celková aktiva), X₁₂ (čistá hodnota prodeje/průměrná krátkodobá aktiva) a FPC. Je nutno podotknout, že se jedná o státy s podobnou ekonomikou, ale nebyla nalezena ani jedna proměnná, která by byla statisticky významným prediktorem pro všechny státy Visegrádské skupiny. Jako nejvíce významný prediktor bych označil proměnnou CR, protože je významná jak v České republice, tak i Slovenské republice a v Polské republice jsme její rozdílnost zamítli o 1 %, což bych přikládal za vinu velikosti vzorku.

2.7 ROC křivky testovaných modelů

Pro testované modely (kapitola 1.6) byly vytvořeny ROC křivky pomocí programu IBM SPSS Statistics. Významem ROC křivek se zabývá kapitola 1.5. Všechny hodnoty plochy pod křivkou uvedené v následujících kapitolách jsou významné na 1% hladině. Pro modely

Z-skóre jsou sestaveny samostatné ROC křivky, protože tento model je sestaven na základě vícerozměrné diskriminační analýzy, kde výsledná hodnota čím je nižší, tím je větší pravděpodobnost bankrotu podniku (u ostatních vybraných modelů je to právě naopak). Ostatní modely (LPM, logit a probit) mají sestavené ROC křivky ve sloučeném grafu.

2.7.1 ROC křivky pro podniky České republiky

Pro zkonstruování ROC křivek modelů LPM, logit a probit byla použita data 13 bankrotních, 175 aktivních podniků a u 47 podniků data chyběla, tyto informace uvádí tabulka 21. Pro zkonstruování křivek modelu Z-skóre byla použita data 8 bankrotních, 120 aktivních podniků a u 107 podniků chyběla data, tyto informace uvádí tabulka 19.

Tabulka 19: Množství podniků použitých k sestavení ROC křivek testovaných modelu v České republice

(Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Case Processing Summary		
	LPM, logit, probit	Z-skóre
stav	Valid N (listwise)	Valid N (listwise)
Positive	13	8
Negative	175	120
Missing	47	107

Tabulka 20 uvádí pro testované modely v jednotlivých letech hodnotu plochy pod křivkou, test statistické významnosti, zda je zjištěná hodnota plochy pod křivkou statisticky významná od 0,5 (diagonála značící náhodný výběr). Statisticky významné výsledky jsou zvýrazněny tučně.

Tabulka 20: Plochy pod ROC křivkami, Česká republika (Zdroj: Vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

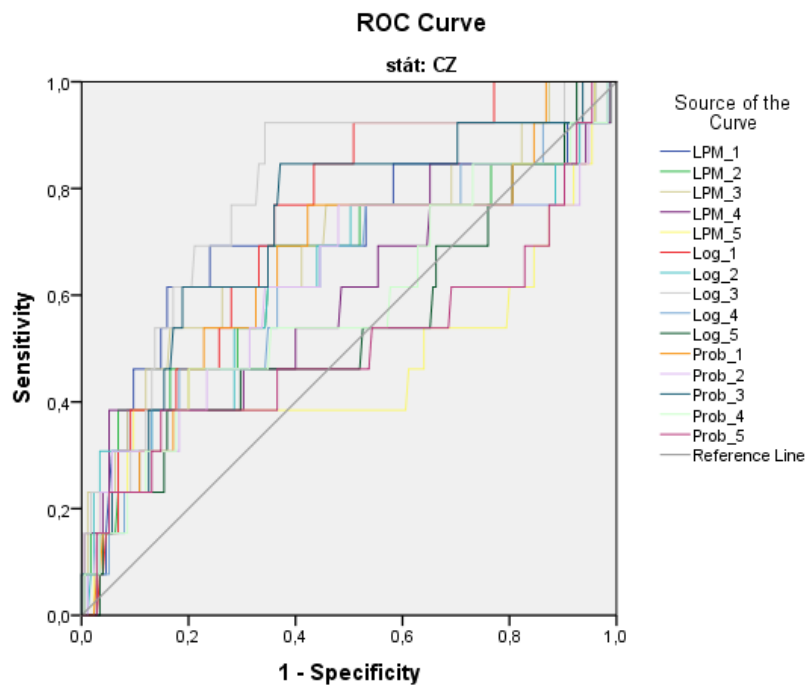
Plocha pod křivkou					
Test Result Variable(s)	Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
				Lower Bound	Upper Bound
LPM_1	0,701	0,09	0,016	0,523	0,878
LPM_2	0,65	0,093	0,072	0,467	0,833
LPM_3	0,695	0,086	0,019	0,526	0,863
LPM_4	0,606	0,096	0,204	0,418	0,793
LPM_5	0,472	0,109	0,733	0,258	0,685
Log_1	0,737	0,062	0,004	0,614	0,859
Log_2	0,624	0,097	0,136	0,435	0,814
Log_3	0,789	0,066	0,001	0,66	0,919
Log_4	0,63	0,088	0,117	0,458	0,803
Log_5	0,54	0,094	0,629	0,356	0,725
Prob_1	0,657	0,085	0,059	0,491	0,823
Prob_2	0,616	0,098	0,162	0,425	0,807
Prob_3	0,725	0,076	0,007	0,577	0,874
Prob_4	0,58	0,093	0,335	0,397	0,763
Prob_5	0,502	0,103	0,977	0,3	0,705
Z_1	0,533	0,097	0,753	0,343	0,724
Z_2	0,588	0,106	0,408	0,379	0,796
Z_3	0,402	0,128	0,355	0,15	0,654
Z_4	0,418	0,112	0,437	0,199	0,636
Z_5	0,574	0,12	0,485	0,339	0,809

a. Under the nonparametric assumption

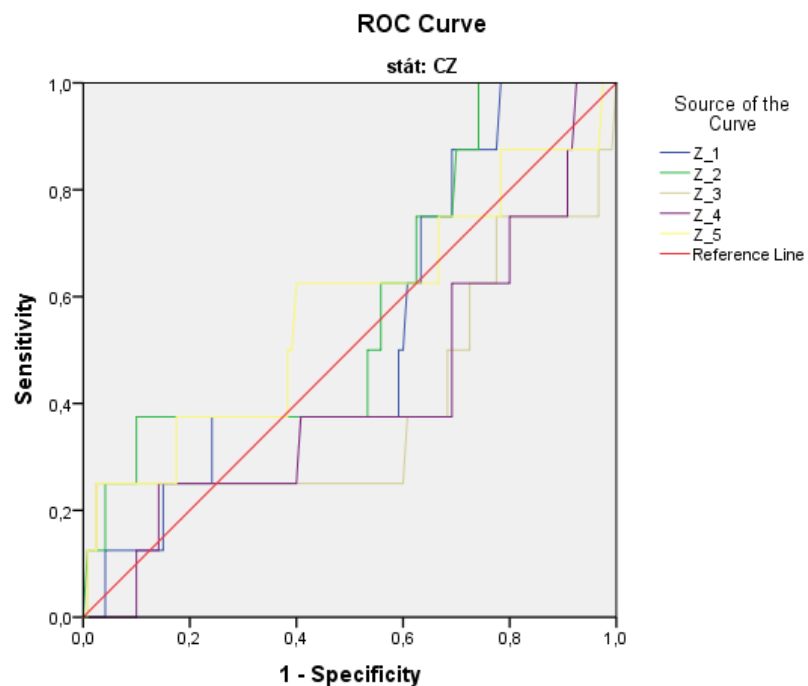
b. Null hypothesis: true area = 0.5

Dle plochy pod křivkou bylo zjištěno, že jako nejvýkonnější model rok před bankrotem je logit model (Log_1), jehož plocha pod křivkou dosahuje 0,737. Celkově ze všech období byl zjištěn jako nejvýkonnější model taktéž logit model, ale tři roky před bankrotem (Log_3), kde dosáhl plochy pod křivkou 0,789.

Z-skóre model založený na odlišném matematickém principu dosáhl rok před bankrotem plochy pod křivkou 0,533 a jeho nevyšší hodnota byla dva roky před bankrotem kdy dosáhl plochy pod křivkou 0,588.



Graf 17: ROC křivka pro vybrané modely testované v České republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)



Graf 18: ROC křivky pro Z-skóre model testovaný v České republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

2.7.2 ROC křivky pro podniky Slovenské republiky

Pro zkonstruování ROC křivek modelů LPM, logit a probit byla použita data 37 bankrotních podniků, 167 aktivních podniků a u 128 podniků chyběla data k analýze bankrotními modely. Pro zkonstruování ROC křivky modelu Z-skóre byla použita data 14 bankrotních podniků, 122 aktivních podniků a u 196 podniků byl nedostatek dat, tyto data jsou uváděny v tabulce 21.

Tabulka 21: Množství podniků použitých k sestavení ROC křivek testovaných modelů v Slovenské republice
(Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Case Processing Summary		
	LPM, logit, probit	Z-skóre
stav	Valid N (listwise)	Valid N (listwise)
Positive	37	14
Negative	167	122
Missing	128	196

Tabulka 22 uvádí pro testované modely v jednotlivých letech hodnotu plochy pod křivkou, test statistické významnosti, zda je zjištěná hodnota plochy pod křivkou statisticky významná od 0,5 (diagonála značící náhodný výběr). Statisticky významné výsledky jsou zvýrazněny tučně.

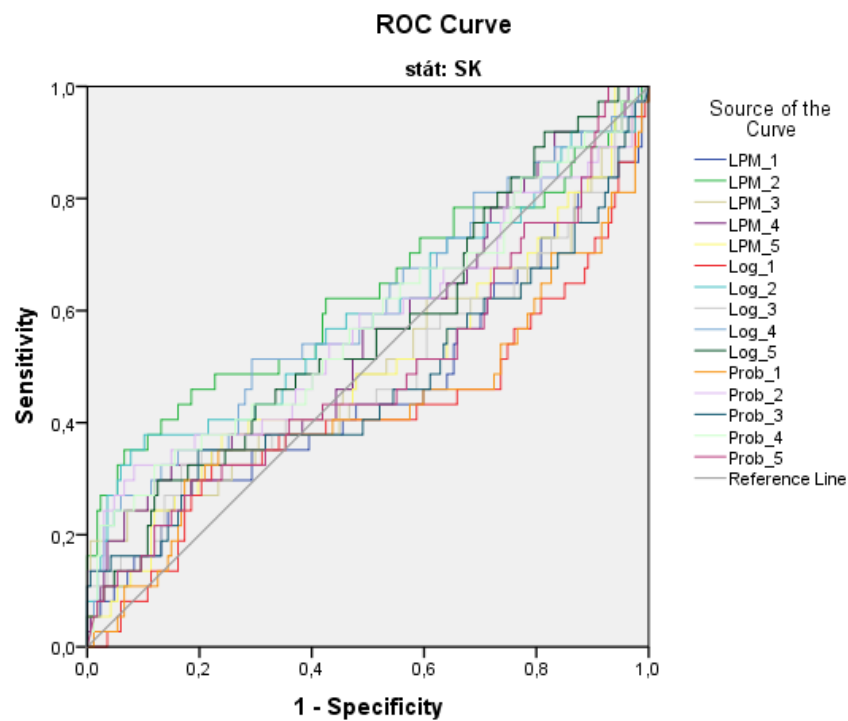
Tabulka 22: Plochy pod ROC křivkami, Slovenská republika (Zdroj: Vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Plocha pod křivkou					
Test Result Variable(s)	Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
				Lower Bound	Upper Bound
LPM_1	0,46	0,059	0,448	0,344	0,576
LPM_2	0,626	0,059	0,016	0,511	0,742
LPM_3	0,497	0,061	0,962	0,378	0,617
LPM_4	0,554	0,056	0,305	0,444	0,664
LPM_5	0,497	0,059	0,957	0,382	0,612
Log_1	0,413	0,06	0,099	0,295	0,531
Log_2	0,595	0,059	0,072	0,48	0,71
Log_3	0,488	0,06	0,816	0,369	0,606
Log_4	0,6	0,056	0,058	0,49	0,709
Log_5	0,564	0,054	0,226	0,458	0,67
Prob_1	0,425	0,061	0,152	0,305	0,544
Prob_2	0,568	0,06	0,193	0,451	0,686
Prob_3	0,468	0,061	0,54	0,348	0,588
Prob_4	0,578	0,057	0,139	0,466	0,69
Prob_5	0,488	0,057	0,823	0,376	0,601
Z_1	0,368	0,076	0,106	0,219	0,517
Z_2	0,613	0,091	0,167	0,435	0,791
Z_3	0,701	0,075	0,014	0,553	0,849
Z_4	0,659	0,074	0,052	0,513	0,804
Z_5	0,533	0,073	0,688	0,39	0,676

a. Under the nonparametric assumption

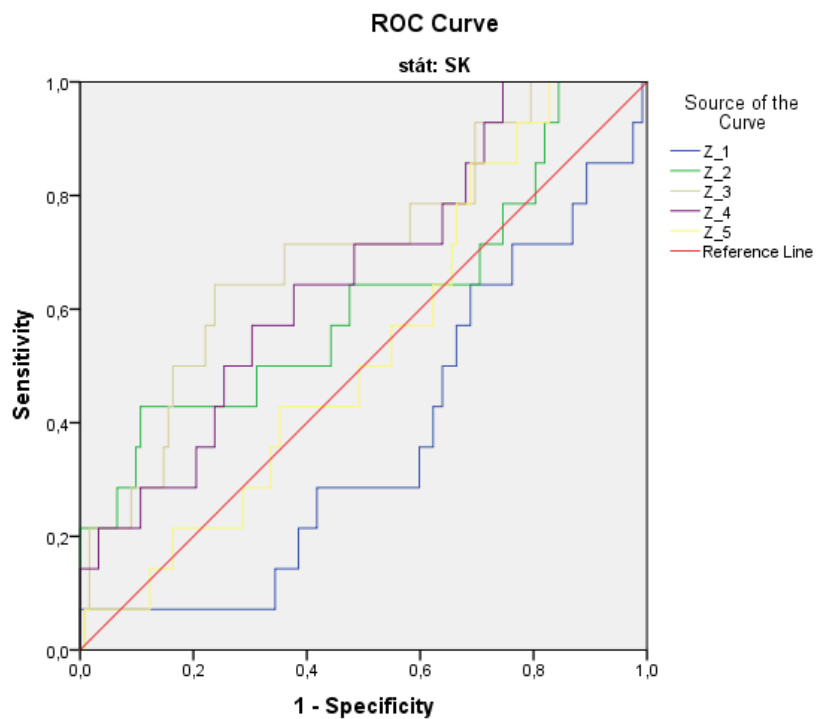
b. Null hypothesis: true area = 0.5

Z hodnot plochy pod křivkou je patrné, že největšího výkonu, ze všech modelů, dosáhl Z-skóre model tři roky před bankrotem podniků (Z_3), kde jeho plocha pod křivkou je 0,701. Z pravděpodobnostních modelů nejlepšího výkonu dosáhl LPM dva roky před bankrotem (LPM_2) s plochou pod křivkou 0,626. Rok před bankrotem největší plochy pod křivkou taktéž LPM (LPM_1) s plochou pod křivkou 0,46.



Diagonal segments are produced by ties.

Graf 19: ROC křivka pro vybrané modely testované v Slovenské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)



Graf 20: ROC křivky pro Z-skóre model testovaný v Slovenské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

2.7.3 ROC křivky pro podniky Polské republiky

Pro sestavení ROC křivek modelů LPM, logit a probit byla použita data 49 bankrotních podniků, 149 aktivních podniků a u 202 podniků data chyběla. Pro sestavení ROC křivky modelu Z-skóre byla použita data 32 bankrotních podniků, 113 aktivních podniků a u 255 podniků data chyběla. Tyto informace uvádí tabulka 23.

Tabulka 23: Množství podniků použitých k sestavení ROC křivek testovaných modelu v Polské republice

(Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

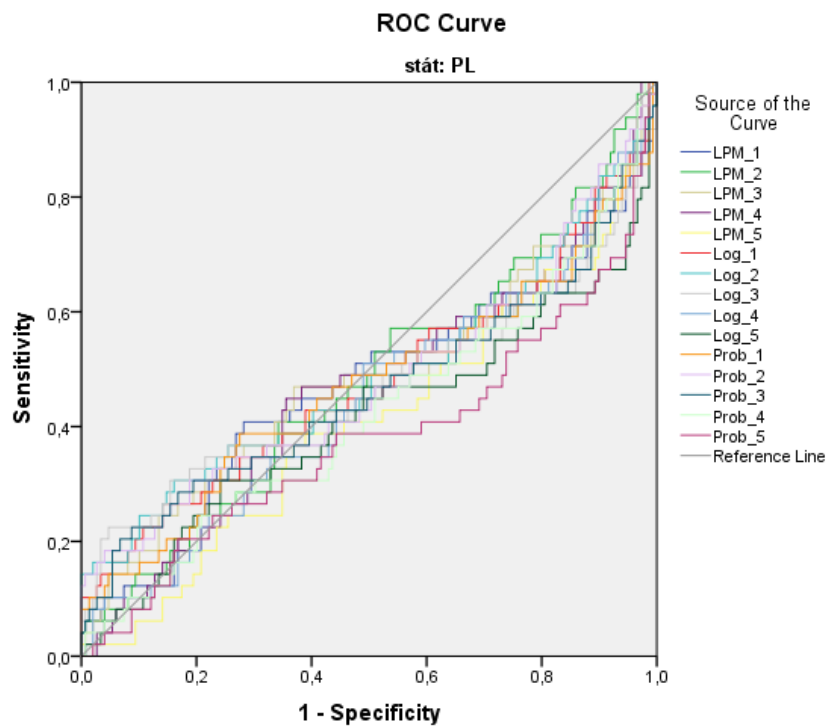
Case Processing Summary		
	LPM, logit, probit	Z-skóre
stav	Valid N (listwise)	Valid N (listwise)
Positive	49	32
Negative	149	113
Missing	202	255

Tabulka 24 uvádí pro testované modely v jednotlivých letech hodnotu plochy pod křivkou, test statistické významnosti, zda je zjištěná hodnota plochy pod křivkou statisticky významná od 0,5 (diagonála značící náhodný výběr). Statisticky významné výsledky jsou zvýrazněny tučně.

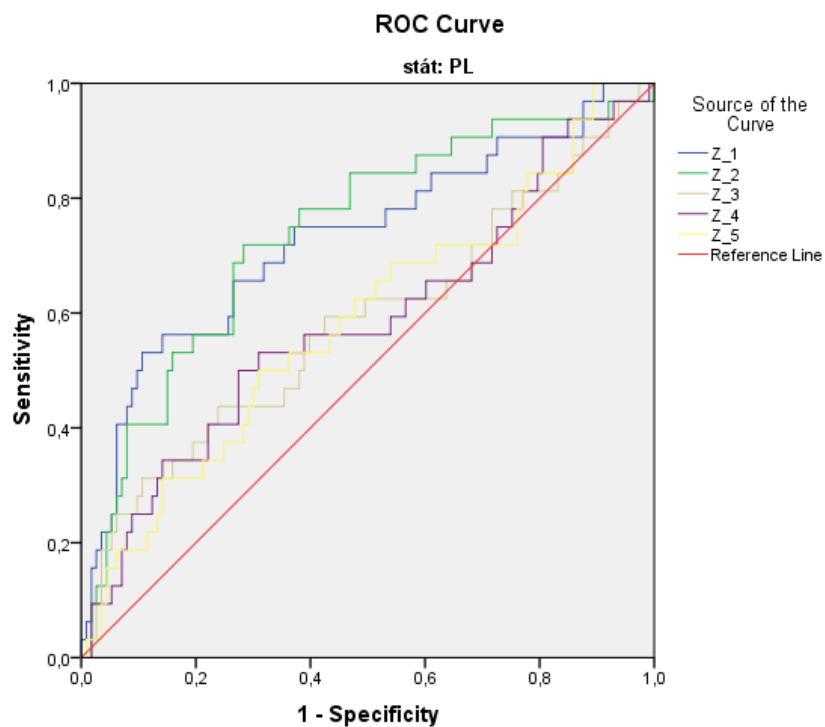
Tabulka 24: Plochy pod ROC křivkami, Polská republika (Zdroj: Vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Plocha pod křivkou					
Test Result Variable(s)	Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
				Lower Bound	Upper Bound
LPM_1	0,471	0,054	0,539	0,366	0,576
LPM_2	0,481	0,05	0,697	0,383	0,58
LPM_3	0,481	0,054	0,693	0,376	0,587
LPM_4	0,465	0,051	0,459	0,364	0,565
LPM_5	0,409	0,05	0,056	0,312	0,506
Log_1	0,478	0,054	0,645	0,372	0,584
Log_2	0,488	0,055	0,806	0,381	0,596
Log_3	0,468	0,057	0,508	0,358	0,579
Log_4	0,447	0,051	0,264	0,346	0,547
Log_5	0,412	0,053	0,064	0,307	0,516
Prob_1	0,469	0,054	0,517	0,363	0,575
Prob_2	0,478	0,054	0,645	0,372	0,584
Prob_3	0,46	0,055	0,405	0,352	0,568
Prob_4	0,424	0,051	0,109	0,324	0,523
Prob_5	0,38	0,052	0,011	0,278	0,481
Z_1	0,73	0,055	0	0,621	0,838
Z_2	0,739	0,052	0	0,638	0,841
Z_3	0,583	0,062	0,151	0,461	0,706
Z_4	0,584	0,061	0,147	0,464	0,704
Z_5	0,586	0,059	0,137	0,47	0,702

Z ploch pod křivkou bylo zjištěno, že nejvýkonnější model rok před bankrotem je Z-skóre model (Z_1) s plochou pod křivkou 0,73. Z pravděpodobnostních modelů byl zjištěn nevykonnější model rok před bankrotem logit model (Log_1) s plochou pod křivkou 0,478. Celkově nejvyšší plochy pod křivkou dosáhl Z-skóre model dva roky před bankrotem (Z_2) s plochou 0,739.



Graf 21 ROC křivka pro vybrané modely testované v Polské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)



Graf 22: ROC křivky pro Z-skóre model testovaný v Polské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

2.7.4 ROC křivky pro podniky Maďarské republiky

Pro sestavení ROC křivek modelů LPM, logit a probit byla použita data 117 bankrotních podniků, 156 aktivních podniků a u 127 nebylo nashromážděno dostatek dat. Pro sestavení ROC křivky modelu Z-skóre byla použita data 5 bankrotních podniků, 93 aktivních podniků a u 302 podniků data chyběla. Tyto informace uvádí tabulka 25.

Tabulka 25: Množství podniků použitých k sestavení ROC křivek testovaných modelu v Maďarské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Case Processing Summary		
	LPM, logit, probit	Z-skóre
stav	Valid N (listwise)	Valid N (listwise)
Positive ^c	117	5
Negative	156	93
Missing	127	302

Tabulka 26 uvádí pro testované modely v jednotlivých letech hodnotu plochy pod křivkou, test statistické významnosti, zda je zjištěná hodnota plochy pod křivkou statisticky významná od 0,5 (diagonála značící náhodný výběr). Statisticky významné výsledky jsou zvýrazněny tučně.

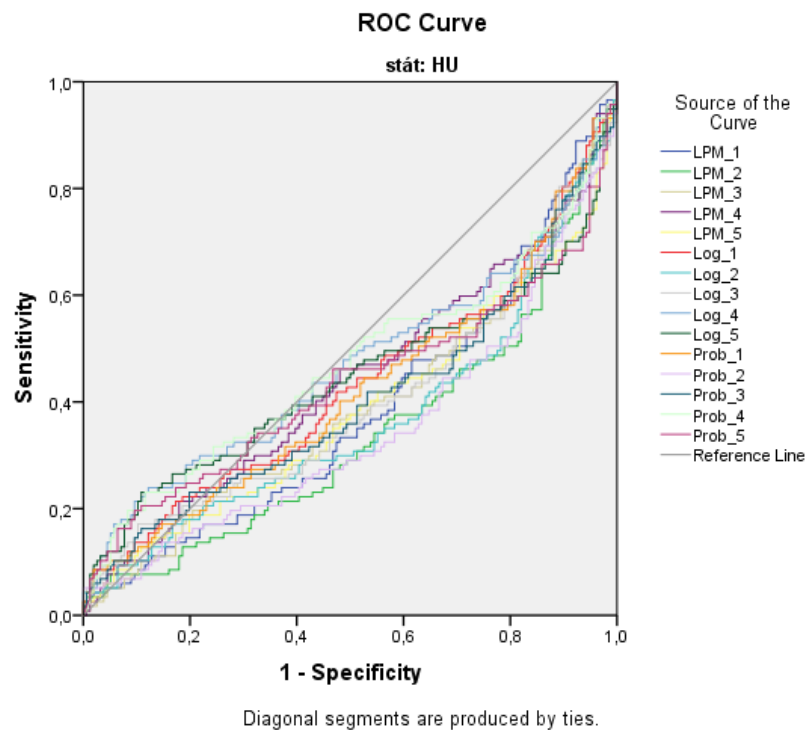
Tabulka 26: Plochy pod ROC křivkami, Maďarské republika (Zdroj: Vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Plocha pod křivkou					
Test Result Variable(s)	Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Asymptotic 95% Confidence Interval	
				Lower Bound	Upper Bound
LPM_1	0,385	0,035	0,001	0,316	0,453
LPM_2	0,339	0,034	0	0,272	0,406
LPM_3	0,391	0,035	0,002	0,322	0,461
LPM_4	0,439	0,036	0,082	0,368	0,509
LPM_5	0,383	0,035	0,001	0,314	0,453
Log_1	0,43	0,036	0,047	0,359	0,501
Log_2	0,368	0,035	0	0,298	0,437
Log_3	0,396	0,036	0,003	0,325	0,466
Log_4	0,466	0,037	0,339	0,393	0,539
Log_5	0,441	0,038	0,096	0,367	0,515
Prob_1	0,418	0,036	0,021	0,348	0,489
Prob_2	0,346	0,035	0	0,279	0,414
Prob_3	0,402	0,036	0,006	0,331	0,473
Prob_4	0,469	0,037	0,387	0,396	0,542
Prob_5	0,43	0,037	0,048	0,357	0,503
Z_1	0,871	0,076	0,005	0,721	1
Z_2	0,686	0,089	0,163	0,511	0,861
Z_3	0,488	0,141	0,929	0,211	0,765
Z_4	0,613	0,156	0,397	0,307	0,919
Z_5	0,658	0,1	0,235	0,462	0,854

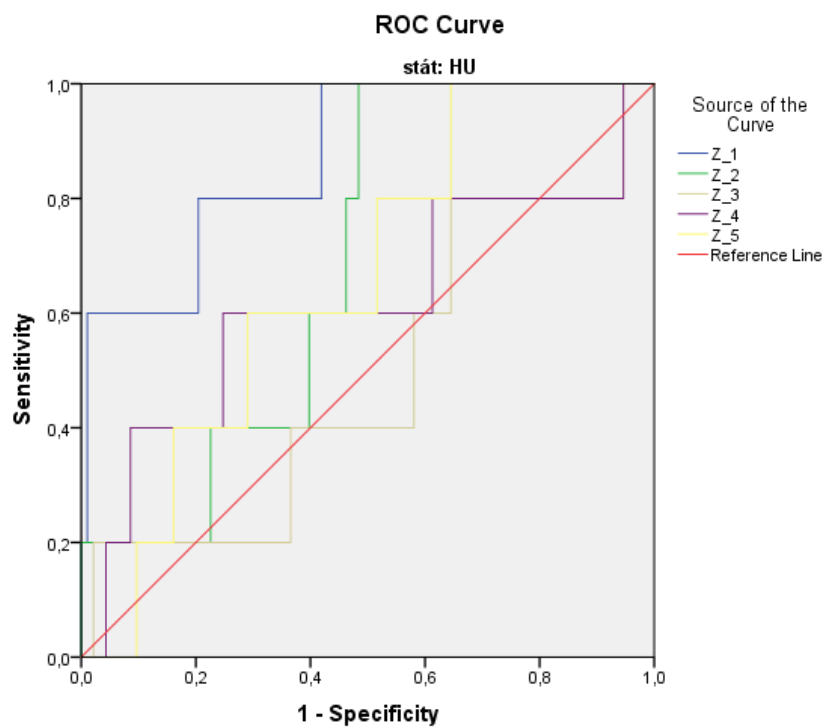
a. Under the nonparametric assumption

b. Null hypothesis: true area = 0.5

Z výsledků ploch pod křivkou si nejlépe vede Z-skóre model, celkově největší plochu pod křivkou dosáhl tento model rok před bankrotem (Z_1) s plochou 0,871 tento úspěch je nejpravděpodobněji způsobený nedostatkem relevantních dat. U tohoto modelu plocha pod křivkou byla znatelně odlišná i v jiných obdobích (Z_2, Z_5, Z_4). V případě ostatních pozorování se plocha pod křivkou pohybovala pod diagonálou (0,5). Nejlepší výsledek pravděpodobnostních modelů rok před bankrotem dosáhl logit model (Log_1) s plochou 0,43 a celkově ze všech období dosáhl největší plochy probit model čtyři roky před bankrotem (Prob_4).



Graf 23: ROC křivka pro vybrané modely testované v Maďarské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)



Graf 24 ROC křivky pro Z-skóre model testovaný v Maďarské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

3 NÁVRH MODIFIKACE ZVOLENÉHO MODELU

Na základě výsledků vybraných modelů bude vybrán nejvhodnější model pro podniky České republiky, budou stanoveny hranice šedé zóny, přepočteny konstanty modelu a znovu otestována jeho přesnost.

Dle celkových výsledků spolehlivosti testovaných modelů vychází jako nejspolehlivější lineární pravděpodobnostní model, jeho spolehlivost rok před bankrotem dosahuje 87 %. Ale tento model pro další šetření musíme vyřadit, protože jeho spolehlivost při klasifikaci bankrotních podniků byla 0 %. Jako další přípustný je model Z-skóre autorů S. Thomas Ng, M. W. Wong, Jiajie Zhang, jeho spolehlivost rok před bankrotem dosáhla necelých 56 %.

3.1 Návrh šedé zóny

Jako první možná varianta modifikace vybraného modelu je nastavení šedé zóny. V prvním kroku určení optimální šedé zóny je nutné vybrat hodnoty indexu podniků, u kterých při klasifikaci modelem nastala chyba I. nebo II. druhu. Tyto hodnoty byly rozděleny do kvantilů. Tabulka 27 uvádí hodnoty kvantilových hranic, které mohou sloužit jako možné hranice nastavení šedé zóny.

Tabulka 27: Výpočet možných hranic šedé zóny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

č.	kvantil	Odpovídající hodnota indexu
1	0,1	-2,110751312
2	0,2	-1,153865915
3	0,3	-0,882471286
4	0,4	-0,537046161
5	0,5	-0,288409541
6	0,6	-0,161167472
7	0,7	-0,116037519
8	0,8	-0,066204157
9	0,9	0,276724659

Dále u takto stanovených hranic je nutné testovat všechna možná nastavení hranic (Tabulka 28) a nalezení optimálního nastavení.

Optimální nastavení šedé zóny by mělo vést k co největšímu počtu správně klasifikovaných podniků a co nejmenšímu počtu podniků, které budou spadat do šedé zóny. Dále je také nutno zvážit nerovnoměrnou váhu u chyb I. a II. druhu, výše uvedených požadavků lze dosáhnout pomocí maximalizace uvedeného poměru.⁸⁴

$$\frac{A + w \cdot B}{G}$$

Kde:

A – počet správně klasifikovaných aktivních podniků,

B – počet správně klasifikovaných bankrotních podniků,

G – počet neohodnocených podniků (počet podniků spadajících do šedé zóny),

w – náklady chyby I. druhu oproti chybě II. druhu (kolikrát je tato chyba dražší).

Ve výpočtech této práce bude uvažováno tak, že náklady chyby I. druhu a chyby II. druhu jsou si rovny, proto $w=1$.

Tabulka 28 uvádí všechna možná nastavení hranic šedé zóny, spolu s přesností klasifikací aktivních a bankrotních podniků, počty podniků, které spadají do šedé zóny, celkovou přesnost a hodnotu kritéria (zmíněného poměru) pro jednotlivá nastavení hranic šedé zóny.

⁸⁴ KARAS, Michal a Mária REŽŇÁKOVÁ. Creating a new bankruptcy prediction model: The grey zone problem.

Tabulka 28: Možná nastavení hranic šedé zóny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Č.	Nastavení š. zóny		Aktivní		Bankrotní		šedá zóna (A)		šedá zóna (B)		Celková přesnost	(A+B)/G
	Dolní hr.	Horní hr.	Abs.	Rel.	Abs.	Rel.	Abs.	Rel.	Abs.	Rel.		
1	1	2	139	90,26%	1	6,67%	8	5,19%	1	6,67%	82,84%	15,56
2	1	3	131	85,06%	2	13,33%	15	9,74%	1	6,67%	78,70%	8,31
3	1	4	124	80,52%	2	13,33%	23	14,94%	2	13,33%	74,56%	5,04
4	1	5	116	75,32%	3	20,00%	30	19,48%	5	33,33%	70,41%	3,40
5	1	6	109	70,78%	6	40,00%	38	24,68%	5	33,33%	68,05%	2,67
6	1	7	101	65,58%	6	40,00%	46	29,87%	5	33,33%	63,31%	2,10
7	1	8	94	61,04%	6	40,00%	53	34,42%	5	33,33%	59,17%	1,72
8	1	9	67	43,51%	8	53,33%	80	51,95%	7	46,67%	44,38%	0,86
9	2	3	131	85,06%	2	13,33%	7	4,55%	0	0,00%	78,70%	19,00
10	2	4	124	80,52%	2	13,33%	15	9,74%	1	6,67%	74,56%	7,88
11	2	5	116	75,32%	3	20,00%	22	14,29%	4	26,67%	70,41%	4,58
12	2	6	109	70,78%	6	40,00%	30	19,48%	4	26,67%	68,05%	3,38
13	2	7	101	65,58%	6	40,00%	38	24,68%	4	26,67%	63,31%	2,55
14	2	8	94	61,04%	6	40,00%	45	29,22%	4	26,67%	59,17%	2,04
15	2	9	67	43,51%	8	53,33%	72	46,75%	6	40,00%	44,38%	0,96
16	3	4	124	80,52%	2	13,33%	8	5,19%	1	6,67%	74,56%	14,00
17	3	5	116	75,32%	3	20,00%	15	9,74%	4	26,67%	70,41%	6,26
18	3	6	109	70,78%	6	40,00%	23	14,94%	4	26,67%	68,05%	4,26
19	3	7	101	65,58%	6	40,00%	31	20,13%	4	26,67%	63,31%	3,06
20	3	8	94	61,04%	6	40,00%	38	24,68%	4	26,67%	59,17%	2,38
21	3	9	67	43,51%	8	53,33%	65	42,21%	6	40,00%	44,38%	1,06
22	4	5	116	75,32%	3	20,00%	7	4,55%	3	20,00%	70,41%	11,90
23	4	6	109	70,78%	6	40,00%	15	9,74%	3	20,00%	68,05%	6,39
24	4	7	101	65,58%	6	40,00%	23	14,94%	3	20,00%	63,31%	4,12
25	4	8	94	61,04%	6	40,00%	30	19,48%	3	20,00%	59,17%	3,03
26	4	9	67	43,51%	8	53,33%	57	37,01%	5	33,33%	44,38%	1,21
27	5	6	109	70,78%	6	40,00%	7	4,55%	0	0,00%	68,05%	16,43
28	5	7	101	65,58%	6	40,00%	15	9,74%	0	0,00%	63,31%	7,13
29	5	8	94	61,04%	6	40,00%	22	14,29%	0	0,00%	59,17%	4,55
30	5	9	67	43,51%	8	53,33%	49	31,82%	2	13,33%	44,38%	1,47
31	6	7	101	65,58%	6	40,00%	8	5,19%	0	0,00%	63,31%	13,38
32	6	8	94	61,04%	6	40,00%	15	9,74%	0	0,00%	59,17%	6,67
33	6	9	67	43,51%	8	53,33%	42	27,27%	2	13,33%	44,38%	1,70
34	7	8	94	61,04%	6	40,00%	7	4,55%	0	0,00%	59,17%	14,29
35	7	9	67	43,51%	8	53,33%	34	22,08%	2	13,33%	44,38%	2,08
36	8	9	67	43,51%	8	53,33%	27	17,53%	2	13,33%	44,38%	2,59

Tento model dosahuje před nastavením šedé zóny spolehlivosti správné klasifikace aktivních podniků 57,14 %, spolehlivosti správné klasifikace bankrotních podniků 40 % a celková míra spolehlivosti správné klasifikace je 55,62 %. Porovnáme-li hodnoty nastavení šedé zóny č. 9, kde kritériální koeficient dosáhl maximální výše, tak spolehlivost správné klasifikace pro aktivní podniky vzrostla na 85,06 %, spolehlivost správné klasifikace pro bankrotní podniky významně klesla na 13,33 % a v šedé zóně leží 4,55 % aktivních podniků a 0 % bankrotních podniků.

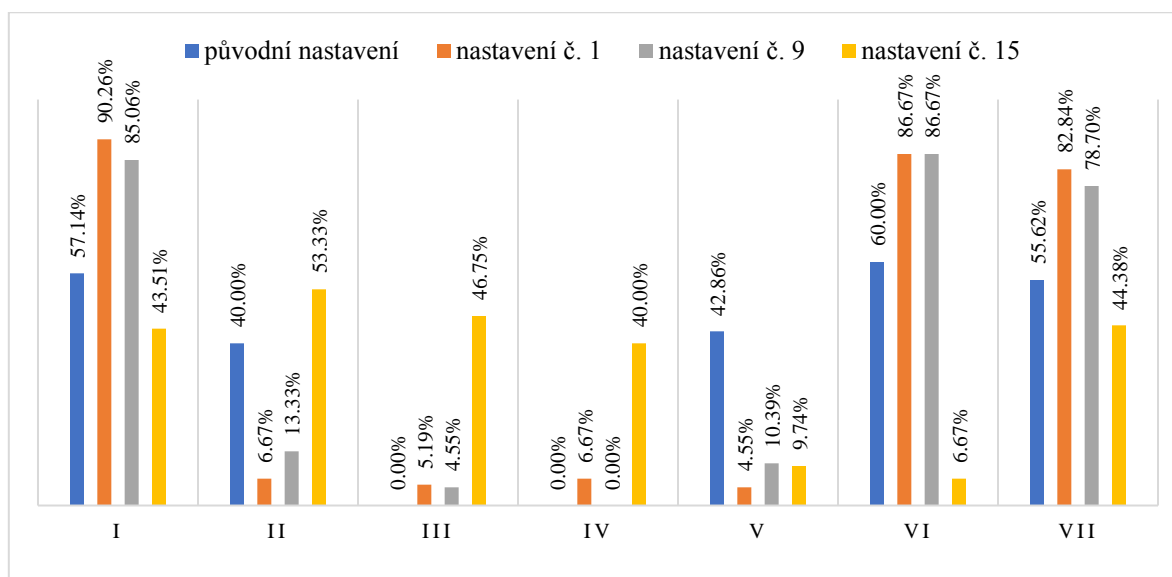
Dále také porovnáme varianty nastavení šedé zóny, kde model dosahuje maximální spolehlivosti klasifikace aktivních podniků, nebo naopak bankrotních podniků. V případě maximalizace spolehlivosti pro aktivní podniky se jedná o nastavené šedé zóny č. 1. V této testované variantě spolehlivost správné klasifikace pro aktivní podniky dosahuje 90,26 %, v šedé zóně se pohybuje 5,19 % podniků, spolehlivost správné klasifikace bankrotních podniků je 6,67 % a v šedé zóně se pohybuje taktéž 6,67 % podniků. U tohoto nastavení šedé zóny také bylo dosaženo maximální celkové spolehlivosti modelu, a to 82,84 %.

U nastavení šedé zóny č. 15 míra správné klasifikace bankrotních podniků dosáhla nejvyšší hodnoty ze všech možných nastavení, kde bylo správně klasifikováno 53,33 % bankrotních podniků, ale na druhou stranu bylo správně klasifikováno je 43,51 % aktivních podniků, v šedé zóně se pohybuje 46,75 % aktivních podniků a 40 % bankrotních podniků. U tohoto nastavení celková spolehlivost dosáhla 44,38 %, což je nižší celková spolehlivost než před nastavením šedé zóny. Výše popsané srovnání uvádí tabulka 29.

Tabulka 29: Srovnání výsledků klasifikace nových nastavení šedých zón s původními výsledky (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

	původní nastavení		nastavení č. 1		nastavení č. 9		nastavení č. 15	
	Abs.	Rel.	Abs.	Rel.	Abs.	Rel.	Abs.	Rel.
správná klasifikace (A)	88	57,14%	139	90,26%	131	85,06%	67	43,51%
správná klasifikace (B)	6	40,00%	1	6,67%	2	13,33%	8	53,33%
š. zóna (A)	-	-	8	5,19%	7	4,55%	72	46,75%
š. zóna (B)	-	-	1	6,67%	0	0,00%	6	40,00%
chyba II. druhu	66	42,86%	7	4,55%	16	10,39%	15	9,74%
chyba I. druhu	9	60,00%	13	86,67%	13	86,67%	1	6,67%
celková spolehlivost	94	55,62%	140	82,84%	133	78,70%	75	44,38%

Graf 25 graficky srovnává data, které jsou uvedeny v tabulce 29.



Graf 25: Grafické srovnání nejlepších variant nastavení modelu s původní variantou modelu (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Legenda ke grafu:

- I – Správná klasifikace aktivních podniků,
- II – správná klasifikace bankrotních podniků,
- III – aktivní podniky ležící v šedé zóně,
- IV – bankrotní podniky ležící v šedé zóně,
- V – chyba II. druhu,
- VI – chyba I. druhu,
- VII – celková spolehlivost.

3.2 Přepočet konstant vybraného modelu

Jako druhá možnost modifikace vybraného modelu je přepočet konstant pro stávající proměnné. Tabulka 30 uvádí výsledky šetření dle původní metody tvorby vybraného modelu, tj. vícerozměrná diskriminační analýza, kde je rovněž uvedena Wilkova lambda pro jednotlivé proměnné modelu. Wilkova lambda udává, na jakou výši se změní celková lambda, pokud by byla vynechána daná proměnná. Statisticky významné hodnoty jsou zvýrazněny tučně.

Tabulka 30: Test rovnosti proměnných (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Tests of Equality of Group Means					
Proměnná	Wilkova Lambda	F	df1	df2	Sig.
X₁	0,934	11,830	1	167	0,001
X ₄	0,996	0,734	1	167	0,393
X ₅	1,000	0,017	1	167	0,897
X ₇	0,978	3,754	1	167	0,054
X₁₂	0,956	7,690	1	167	0,006
X₁₃	0,834	33,141	1	167	0,000
X₁₇	0,959	7,078	1	167	0,009

Byla definována klasifikační funkce, která určuje, jakou vahou se jednotlivé proměnné podílejí na výsledném modelu. Tyto hodnoty uvádí tabulka 31.

Tabulka 31: Klasifikační funkce (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients	
X ₁	-0,149
X ₄	0,009
X ₅	-0,056
X ₇	0,226
X ₁₂	-0,25
X ₁₃	0,868
X ₁₇	0,41

Na základě klasifikační funkce byl sestaven model s přepočtenými koeficienty:

$$Z = -0,149X_1 + 0,000X_2 - 0,056X_5 + 0,226X_7 - 0,25X_{12} + 0,868X_{13} + 0,41X_{17}$$

Rovnice 5: Rovnice vybraného modelu s přepočtenými koeficienty (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Kde:

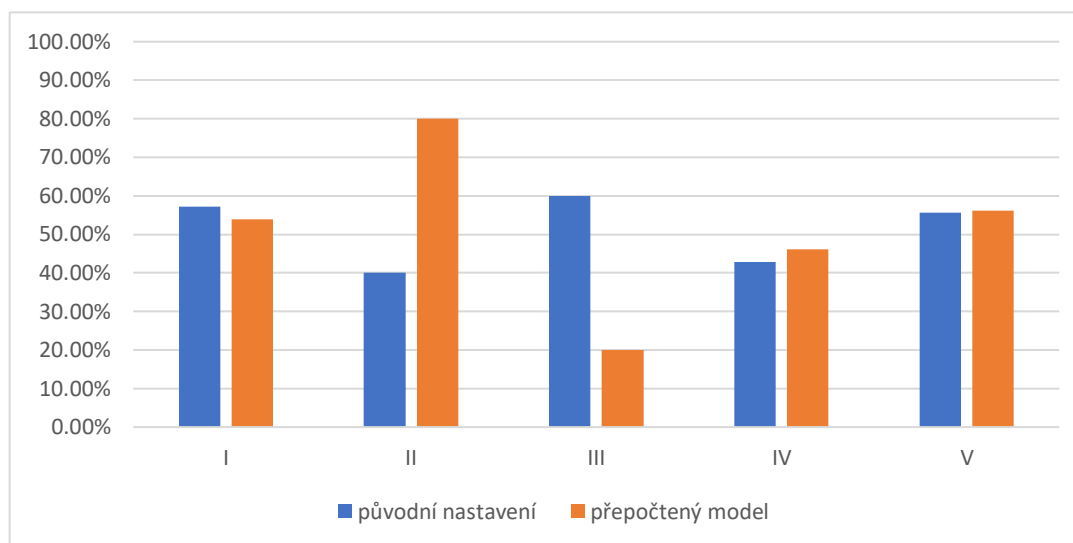
Hranice modelu a proměnné jsou totožné s původní rovnicí.

Celková spolehlivost původního modelu je 55,62 % správné klasifikace, ve 44,38 % model klasifikoval nesprávně. Tabulka 32 uvádí srovnání původního modelu a modelu, u kterého byl proveden přepočet koeficientů (Rovnice 5).

Tabulka 32: Srovnání spolehlivosti původního vybraného modelu s přepočtenými koeficienty (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

	původní nastavení		přepočtený model	
	Abs.	Rel.	Abs.	Rel.
správná klasifikace (A)	88	57,14%	83	53,90%
správná klasifikace (B)	6	40,00%	12	80,00%
chyba II. druhu	9	60,00%	3	20,00%
chyba I. druhu	66	42,86%	71	46,10%
celková spolehlivost	94	55,62%	95	56,21%

Graf 26 graficky vyobrazuje srovnání spolehlivosti modelu po přepočtení koeficientů s původním modelem.



Graf 26: Srovnání spolehlivosti vybraného modelu s přepočtenými koeficienty s původním modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)

Legenda ke grafu:

- I – Správná klasifikace aktivních podniků,
- II – správná klasifikace bankrotních podniků,
- III – chyba II. druhu,
- IV – chyba I. druhu,
- V – celková spolehlivost.

Dle srovnání přepočteného modelu s původním můžeme vidět, že celková spolehlivost je jen mírně vyšší, ale při klasifikaci bankrotních podniků se spolehlivost zvýšila dvojnásobně na 80 %, spolehlivost při klasifikaci aktivních podniků spolehlivost klesla o 5 %.

ZÁVĚR

Predikce bankrotu je velmi důležitá, a to jak pro majitele podniku, tak i pro investory, nebo jiné instituce spolupracující s podnikem. Cílem je odhalit včasné finanční tíseň pomocí sledování finančních ukazatelů a podstoupit nutné kroky pro záchranu podniku, aby dále mohl generovat zisk. Úskalím bankrotních modelů je, že mohou být zastaralé, nebo jsou používány v ekonomickém odvětví či prostředí, pro které nebyly zkonstruovány. V takovýchto případech bankrotní modely mohou chybovat, proto je nutné věnovat této problematice pozornost a hledat způsoby, jak dosáhnout lepší přesnosti bankrotních modelů.

Teoretická část této bakalářské práce je zaměřena na objasnění pojmu bankrot, jeho historii, vymezení pojmu bankrotní model a jeho zařazení do finanční analýzy, druhy a historie bankrotních modelů, charakteristika ROC křivek a stavebního průmyslu, pro který je v praktické části modifikován vybraný bankrotní model.

V praktické části byla testována spolehlivost vybraných bankrotních modelů pro podniky ve stavebním průmyslu podnikajících ve státech Visegrádské skupiny. Jedná se o tyto modely: modifikace Altmanova Z-skóre od autorů S. Thomas, M. Wong, J. Zhang, lineární pravděpodobnostní model, logit a probit autorů Elisabete S. Vieira, Carlos Phino, Carla Correia a klasifikační strom autorů Leonardo Di Marco a Luciano Nieddu. Kde nejlepší spolehlivost pro Českou republiku dosáhl model LPM, avšak při klasifikaci bankrotních podniků chyboval ve všech případech, tak se ukázal jako vhodnější model modifikace Altmanova Z-skóre s celkovou přesností 55,62 %, pro Slovenskou republiku prokázal nejlepší spolehlivost LPM s celkovou přesností 73,08 %, klasifikační strom se prokázal jako nejspolehlivější pro Polskou republiku s celkovou přesností 77,24 % i Maďarskou republiku s celkovou přesností 65,49 %. V ostatních případech výsledky byly velmi nízké. Příčinou může být, že tyto modely nebyly konstruované pro ekonomické prostředí států Visegrádské skupiny, nebo při konstrukci autoři nevycházeli z aktuálních dat.

Na základě testování byl vybrán nejspolehlivější bankrotní model pro Českou republiku a v návrhové části této práce byly navrženy hranice šedé zóny, což vedlo ke zlepšení přesnosti modelu, kde při optimálním nastavení hranic šedé zóny model dosáhl celkové spolehlivosti 78,7 %. Jelikož nastavení hranic šedé zóny není jediný způsob, jak

zlepšit přesnost modelu, tak dále byl proveden přepočítání koeficientů, který též vede ke zlepšení přesnosti.

ZDROJE

ČÁMSKÁ, Dagmar. *REQUIREMENTS FOR MODELS PREDICTING CORPORATE FINANCIAL DISTRESS* [online]. In: . Praha, 2014, s. 316-324 [cit. 2018-12-01]. Dostupné z: https://msed.vse.cz/msed_2014/article/241-Camska-Dagmar-paper.pdf

ČÁMSKÁ, Dagmar. Vývojové vlny predikčních modelů s důrazem na střední Evropu. *University of economics* [online]. Praha, 2016, **2016**(4) [cit. 2018-12-08]. Dostupné z: <https://ideas.repec.org/a/prg/jnleam/v2016y2016i4id288.html?fbclid=IwAR3goXPbm2PQy3TXDfTGjwSTios1tDWCdYWgaH6Vk2gwE9c2oUNAEHLRJic>

DANILOV, Konstantin. Corporate Bankruptcy: Assessment, Analysis and Prediction of Financial Distress, Insolvency, and Failure. *SSRN Electronic Journal* [online]. [cit. 2018-11-29]. DOI: 10.2139/ssrn.2467580. ISSN 1556-5068. Dostupné z: <http://www.ssrn.com/abstract=2467580>

FAWCETT, Tom. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition*

FEJÉR-KIRÁLY, Gergely. Bankruptcy Prediction: A Survey on Evolution, Critiques, and Solutions. *Acta Univ. Sapientiae, economicS And BUSineSS* [online]. 2015, **2015**(3), 93-108 [cit. 2018-12-08]. Dostupné z: <http://www.acta.sapientia.ro/acta-econ/C3/econ3-06.pdf>

FOLEY L., Rachel. Origin Of The Word Bankruptcy. *Bankruptcy law network* [online]. WebTech Marketing, 2018, 11. 2. 2018 [cit. 2018-11-29]. Dostupné z: <http://www.bankruptcylawnetwork.com/origin-of-the-word-bankruptcy/>

GISSEL, Jodi L. a Michael D. AKERS. A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-Present. *Journal of Financial Education*. ©2007, **Winter 2007**(33), 1-42.

KARAS, Michal a Mária REŽŇÁKOVÁ. Creating a new bankruptcy prediction model: The grey zone problem. *Crafting Global Competitive Economies: 2020 Vision Strategic Planning & Smart Implementation* [online]. , 911-919 [cit. 2019-05-01]. Dostupné z: https://www.researchgate.net/profile/Michal_Karas2/publication/267874369_Creating_a_n

ew_bankruptcy_prediction_model_The_grey_zone_problem/links/545c72630cf249070a7aa15e/Creating-a-new-bankruptcy-prediction-model-The-grey-zone-problem.pdf

KESELY, Andrej. 41 - Výstavba budov. *Nace* [online]. ©2018 [cit. 2018-12-30]. Dostupné z: <http://www.nace.cz/41-vystavba-budov>

KESELY, Andrej. 42 - Inženýrské stavitelství. *Nace* [online]. ©2018 [cit. 2018-12-30]. Dostupné z: <http://www.nace.cz/42-inzenyrske-stavitelstvi>

KESELY, Andrej. 43 - Specializované stavební činnosti. *Nace* [online]. ©2018 [cit. 2018-12-30]. Dostupné z: <http://www.nace.cz/41-vystavba-budov>

Kira. *Comparison of accounting-based bankruptcy prediction models of Altman (1968), Ohlson (1980), and Zmijewski (1984) to German and Belgian listed companies during 2008 - 2013* [online]. 2014, , 61 [cit. 2018-12-08]. Dostupné z: https://essay.utwente.nl/65464/1/Kleinert_MA_Management%20and%20Governance.pdf

KISLINGEROVÁ, Eva. *Inovace nástrojů ekonomiky a managementu organizací*. V Praze: C.H. Beck, 2008. C.H. Beck pro praxi. ISBN 978-80-7179-882-8.

KVARTÁLNÍ ANALÝZA ČESKÉHO STAVEBNICTVÍ. *Ceec research* [online]. 2018, **1Q/2018**, 48 [cit. 2018-12-30]. Dostupné z: https://www.saint-gobain.cz/userfiles/kvartalni_analyza_ceskeho_stavebnictvi_q1-2018_1523273526.pdf

Letters [online]. 2006, 27(8), 861-874 [cit. 2017-03-16]. DOI: 10.1016/j.patrec.2005.10.010. ISSN 01678655. Dostupné z: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S016786550500303X>

Modely a modelování [online]. [cit. 2018-11-29]. Dostupné z: https://homel.vsb.cz/~bri10/Teaching/Statistika%20II/skriptum/1_Modely_a_modelovani.PDF

NG, S. Thomas, James M.W. WONG a Jiajie ZHANG. Applying Z-score model to distinguish insolvent construction companies in China. *Habitat International* [online]. 2011, **2011**(35), 599-607 [cit. 2018-12-08]. Dostupné z: <https://www-sciencedirect-com.ezproxy.lib.vutbr.cz/science/article/pii/S0197397511000221>

OHLSON, James A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research* [online]. 1980, **18**(1), 109-133 [cit. 2018-12-08]. Dostupné z: https://www.jstor.org/stable/2490395?seq=1#page_scan_tab_contents

Premiér Babiš představil investiční plán do roku 2030, zahrnuje přes 17 tisíc projektů za téměř 3,5 bilionu korun. *Kurzy* [online]. AliaWeb, spol. s r.o., ©2000-2018 [cit. 2018-12-30]. Dostupné z: <https://www.kurzy.cz/zpravy/474654-premier-babis-predstavil-investicni-plan-do-roku-2030-zahrnuje-pres-17-tisic-projektu-za-temer-3-5/>

RŮČKOVÁ, Petra a Michaela ROUBÍČKOVÁ. *Finanční management*. Praha: Grada, 2012. Finance (Grada). ISBN 9788024740478.

RŮČKOVÁ, Petra. *Finanční analýza: metody, ukazatele, využití v praxi*. 4., aktualiz. vyd. Praha: Grada, c2011. Finanční řízení. ISBN 9788024739168.

SEDLÁČEK, Jaroslav. *Účetní data v rukou manažera: finanční analýza v řízení firmy*. Praha: Computer Press, 1999. Finance (Computer Press). ISBN 80-7226-140-1.

THOMAS, L. C., David B. EDELMAN a Jonathan N. CROOK. *Credit scoring and its applications*. Philadelphia, PA: Society for Industrial and Applied Mathematics, c2002. ISBN 978-0898714838.

VĚLYVIS, Stasys a Vilija MIKUCKIENĖ. ORIGIN OF BANKRUPTCY PROCEDURE IN ROMAN LAW. *Jurisprudencija* [online]. 2009, **2009**(3), 285–297 [cit. 2018-12-01]. Dostupné z: https://www.mruni.eu/upload/iblock/b17/velyvis_mikuckiene.pdf

VIEIRA, Elisabete S., Carlos PINHO a Carla CORREIA. INSOLVENCY PREDICTION IN THE PORTUGUESE CONSTRUCTION INDUSTRY. *MARMARA JOURNAL OF EUROPEAN STUDIES* [online]. 2013, (2), 143-164 [cit. 2018-12-08]. Dostupné z: <http://web.a.ebscohost.com.ezproxy.lib.vutbr.cz/ehost/pdfviewer/pdfviewer?vid=7&sid=4b371e00-0a7e-4c63-a16f-75949b0ef298%40sdc-v-sessmgr04>KLEINERT, Mareike

ZEMAN, K. Metodika pro psaní bakalářských a diplomových prací na Národohospodářské fakultě Vysoké školy ekonomické v Praze. [online]. [cit. 2017-04-20]. Dostupné z: <http://nf.vse.cz/wp-content/uploads/Metodika-pro-psan%C3%AD-BP-a-DP2.pdf>

ZHOU, Ying a Taha M. S. ELHAG. Apply Logit analysis in Bankruptcy Prediction. *Proceedings of the 7th WSEAS International Conference on Simulation, Modelling and Optimization* [online]. Beijing, China, 2007, , 301-308 [cit. 2019-01-05].

Dostupné

z:

https://www.researchgate.net/profile/Taha_Elhag/publication/228665851_Apply_logit_analysis_in_bankruptcy_prediction/links/0deec53b5260ea7804000000.pdf

SEZNAM ZKRATEK

CZ – Česká republika

EAT – výsledek hospodaření po zdanění

EBIT – provozní výsledek hospodaření

HDP – hrubý domácí produkt

HU – Maďarská republika

LPM – lineární pravděpodobnostní model

MDA – vícerozměrná diskriminační analýza

PL – Polská republika

SK – Slovenská republika

V4 – státy Visegrádské skupiny

SEZNAM TABULEK

Tabulka 1: Klasifikace testovaného vzorku.	- 23 -
Tabulka 2: Výsledky bankrotních podniků Visegrádské skupiny testované Z-skóre modelem (Zdroj:vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 37 -
Tabulka 3: Výsledky aktivních podniků Visegrádské skupiny testovaných Z-skóre modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 38 -
Tabulka 4: Celková spolehlivost Z-skóre modelu (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).....	- 40 -
Tabulka 5: Výsledky bankrotních podniků Visegrádské skupiny testované lineárním pravděpodobnostním modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).- 41 -	
Tabulka 6: Výsledky aktivních podniků Visegrádské skupiny testovaných lineárním pravděpodobnostním modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).- 42 -	
Tabulka 7: Celková spolehlivost testována lineárním pravděpodobnostním modelem na podnicích Visegrádské skupiny lineárního pravděpodobnostního modelu (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeu)	- 44 -
Tabulka 8: Výsledky bankrotních podniků Visegrádské skupiny testované logit modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 45 -
Tabulka 9: Výsledky aktivních podniků Visegrádské skupiny testované logit modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).....	- 46 -
Tabulka 10: Celková spolehlivost logit modelu (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).....	- 48 -
Tabulka 11: Výsledky bankrotních podniků Visegrádské skupiny testované probit modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 49 -
Tabulka 12: Výsledky aktivních podniků Visegrádské skupiny testované probit modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 50 -
Tabulka 13: Celková spolehlivost probit modelu (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).....	- 51 -

Tabulka 14: Výsledky bankrotních podniků Visegrádské skupiny testované klasifikačním stromem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 52 -
Tabulka 15: Výsledky aktivních podniků Visegrádské skupiny testované klasifikačním stromem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 53 -
Tabulka 16: Celková spolehlivost klasifikačního stromu (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 54 -
Tabulka 17: Výsledky F-testu pro jednotlivé proměnné (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 56 -
Tabulka 18: Výsledky T-testu pro jednotlivé proměnné (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 57 -
Tabulka 19: Množství podniků použitých k sestavení ROC křivek testovaných modelu v České republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 58 -
Tabulka 20: Plochy pod ROC křivkami, Česká republika (Zdroj: Vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 59 -
Tabulka 21: Množství podniků použitých k sestavení ROC křivek testovaných modelu v Slovenské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 61 -
Tabulka 22: Plochy pod ROC křivkami, Slovenská republika (Zdroj: Vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 62 -
Tabulka 23: Množství podniků použitých k sestavení ROC křivek testovaných modelu v Polské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 64 -
Tabulka 24: Plochy pod ROC křivkami, Polská republika (Zdroj: Vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 65 -
Tabulka 25: Množství podniků použitých k sestavení ROC křivek testovaných modelu v Maďarské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 67 -
Tabulka 26: Plochy pod ROC křivkami, Maďarská republika (Zdroj: Vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 68 -
Tabulka 27: Výpočet možných hranic šedé zóny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 70 -
Tabulka 28: Možná nastavení hranic šedé zóny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 72 -

Tabulka 29: Srovnání výsledků klasifikace nových nastavení šedých zón s původními výsledky (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).....	- 73 -
Tabulka 30: Test rovnosti proměnných (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).....	- 75 -
Tabulka 31: Klasifikační funkce (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)-	75 -
Tabulka 32: Srovnání spolehlivosti původního vybraného modelu s přepočtenými koeficienty (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).....	- 76 -

SEZNAM OBRÁZKŮ

Obrázek 1: Členění metod finanční analýzy	- 21 -
Obrázek 2: Klasifikační strom s výsledky jeden rok před bankrotem	- 30 -

SEZNAM GRAFŮ

Graf 1: ROC s pěti ukázkovými body.	- 24 -
Graf 2: Plocha pod křivkou ROC.	- 25 -
Graf 3: Vývoj HDP států Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Eurostat).	- 31 -
Graf 4: Vývoj inflace států Visegrádské skupiny (Zdroj: Vlastní zpracování dat z databáze Eurostat).	- 32 -
Graf 5: Objem produkce stavebního průmyslu států Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Eurostat)	- 34 -
Graf 6: Míra zaměstnanosti ve stavebním průmyslu států Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Eurostat).	- 35 -
Graf 7: Vývoj přesnosti bankrotních podniků Visegrádské skupiny testované Z-skóre modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 38 -
Graf 8: Vývoj přesnosti aktivních podniků Visegrádské skupiny testované Z-skóre modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 39 -
Graf 9: Vývoj přesnosti lineární pravděpodobnostní model pro bankrotní podniky Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 42 -
Graf 10: Vývoj přesnosti lineárního pravděpodobnostního modelu pro aktivní podniky Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 43 -
Graf 11: Vývoj přesnosti logit modelu pro bankrotní podniky Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).	- 46 -
Graf 12: Vývoj přesnosti logit modelu pro aktivní podniky V4 (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 47 -
Graf 13: Vývoj přesnosti probit modelu pro bankrotní podniky Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).	- 49 -
Graf 14: Vývoj přesnosti probit modelu pro aktivní podniky Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 51 -
Graf 15: Vývoj přesnosti klasifikačního stromu pro bankrotní podniky Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 53 -

Graf 16: Vývoj přesnosti klasifikačního stromu pro aktivní podniky Visegrádské skupiny (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 54 -
Graf 17: ROC křivka pro vybrané modely testované v České republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).....	- 60 -
Graf 18: ROC křivky pro Z-skóre model testovaný v České republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).....	- 60 -
Graf 19: ROC křivka pro vybrané modely testované v Slovenské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 63 -
Graf 20: ROC křivky pro Z-skóre model testovaný v Slovenské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).....	- 63 -
Graf 21 ROC křivka pro vybrané modely testované v Polské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).....	- 66 -
Graf 22: ROC křivky pro Z-skóre model testovaný v Polské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).....	- 66 -
Graf 23: ROC křivka pro vybrané modely testované v Maďarské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 69 -
Graf 24 ROC křivky pro Z-skóre model testovaný v Maďarské republice (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).....	- 69 -
Graf 25: Grafické srovnání nejlepších variant nastavení modelu s původní variantou modelu (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 74 -
Graf 26: Srovnání spolehlivosti vybraného modelu s přepočtenými koeficienty s původním modelem (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus)	- 76 -

SEZNAM ROVNIC

Rovnice 1: Výsledný model pro čínský průmysl.....	- 26 -
Rovnice 2: Výsledný logit model pro Portugalský stavební průmysl	- 28 -
Rovnice 3: Výsledný lineární pravděpodobnostní model pro portugalský stavební průmysl.....	- 28 -
Rovnice 4: Výsledný probit model pro portugalský stavební průmysl	- 29 -
Rovnice 5: Rovnice vybraného modelu s přepočtenými koeficienty (Zdroj: vlastní zpracování dat z databáze Amadeus).....	- 75 -